

UNIVERSITÉ DU QUÉBEC

MÉMOIRE PRÉSENTÉ À
L'UNIVERSITÉ DU QUÉBEC À TROIS-RIVIÈRES

COMME EXIGENCE PARTIELLE
DE LA MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE

PAR
MARIA ALEJANDRA ZUÑIGA ALVAREZ

GESTION DU STOCKAGE THERMIQUE RÉSIDENTIEL DANS LE CONTEXTE DE
LA GESTION DE LA DEMANDE : CHAUFFE-EAU

FÉVRIER 2018

Université du Québec à Trois-Rivières

Service de la bibliothèque

Avertissement

L'auteur de ce mémoire ou de cette thèse a autorisé l'Université du Québec à Trois-Rivières à diffuser, à des fins non lucratives, une copie de son mémoire ou de sa thèse.

Cette diffusion n'entraîne pas une renonciation de la part de l'auteur à ses droits de propriété intellectuelle, incluant le droit d'auteur, sur ce mémoire ou cette thèse. Notamment, la reproduction ou la publication de la totalité ou d'une partie importante de ce mémoire ou de cette thèse requiert son autorisation.

MAÎTRISE EN GÉNIE ÉLECTRIQUE (M. Sc. A.)
Programme offert par l'Université du Québec à Trois-Rivières

GESTION DU STOCKAGE THERMIQUE RÉSIDENTIEL DANS LE CONTEXTE DE
LA GESTION DE LA DEMANDE : CHAUFFE-EAU

PAR

MARIA ALEJANDRA ZUÑIGA ALVAREZ

Kodjo Agbossou, Ing., Ph.D., directeur de
recherche

Université du Québec à Trois-Rivières

Loïc Boulon, Ing., Ph.D., codirecteur de
recherche

Université du Québec à Trois-Rivières

Yves Dubé, Ing., Ph.D., évaluateur

Université du Québec à Trois-Rivières

Christian Pépin, M.Sc, Ph.D., évaluateur

Université du Québec à Trois-Rivières

Résumé

Tout au long d'une journée, le réseau électrique au Québec présente des périodes où il est fortement demandé. Les principaux facteurs qui contribuent aux pics de consommation sont le chauffage des locaux et le chauffage de l'eau dans les secteurs résidentiels influencés principalement par les basses températures. Ces périodes de pics de consommation, également appelées «périodes de pointe de la demande», peuvent entraîner des effets sur le coût de la consommation d'électricité, particulièrement en hiver, où la demande d'électricité est la plus élevée. Créer un équilibre entre la production et la demande de puissance aide à réduire ou mieux gérer la consommation d'électricité pendant les périodes de pointe. Les stratégies de gestion de la demande constituent, entre autres, une alternative pour planifier la consommation d'électricité, en cherchant à modifier le profil de consommation d'électricité par les clients.

Après le système de chauffage d'espace, le chauffe-eau électrique, utilisé comme système de chauffage de l'eau, constitue l'une des plus grandes charges électriques dans les foyers québécois. Ainsi, les chauffe-eau électriques ont une importante contribution dans la génération des pointes de consommation. En contrepartie, les systèmes de chauffage de l'eau permettent de stocker l'énergie et sont donc des candidats idéaux pour les applications de gestion de la demande.

Ce travail de recherche propose un algorithme de gestion optimale qui utilise les chauffe-eau électriques comme charges à gérer dans les périodes de pointe. Cette stratégie de gestion est fondée sur la mise en œuvre d'un processus de classification de clients. L'objectif est de sélectionner les consommateurs qui ont une consommation énergétique élevée dans les horaires de pointe, déterminer les périodes optimales de fonctionnement des éléments

chauffants, en assurant à tout moment une température de sortie de l'eau conforme aux normes et codes en vigueur.

Ce travail de recherche utilise la programmation dynamique comme méthode d'optimisation et la technique de partitionnement de données de K-Moyennes pour la construction des classes de clients regroupés selon leur consommation. Comme résultat de cette étude, une nouvelle stratégie de gestion est proposée pour aider à déplacer les pointes de consommation de puissance électrique du système de chauffe-eau électrique.

Cette nouvelle méthode a été évaluée en utilisant la simulation numérique ainsi qu'un banc d'essai développé à l'Institut de recherche sur l'hydrogène.

Par ailleurs, l'étude réalisée a mis en évidence l'importance de la modélisation du chauffe-eau électrique pour la mise en œuvre et la validation des méthodes de gestion de la demande. Des étapes de modélisation, d'estimation de paramètres et de validation expérimentale ont donc été réalisées au long de cette étude.

Remerciements

Je tiens à remercier mon directeur de maîtrise, le professeur Kodjo Agbossou, pour m'avoir donné l'opportunité de travailler avec lui dans l'Institut de Recherche sur l'Hydrogène de l'UQTR. Je remercie également mon codirecteur de recherche, le professeur Loïc Boulon, pour son soutien et encouragement dans l'avancement de ma recherche.

J'adresse mes plus sincères remerciements au Dr. Alben Cardenas pour son encadrement, son encouragement et ses précieux conseils pour l'avancement de ce travail de recherche.

Je voudrais remercier également les professeurs Souso Kélouwani, Yves Dubé et Adam Skorek, pour leurs encouragements et précieuses contributions durant toute la période du travail. Je remercie également Michael Fournier et François Laurencelle du laboratoire des technologies de l'énergie (LTE) d'Hydro-Québec, pour la collaboration et leur implication dans mon projet de recherche. Je remercie également les organismes subventionnaires que sont le Conseil de recherches en sciences naturelles et en génie du Canada (CRSNG) et Hydro-Québec de m'avoir fourni un appui financier qui a facilité la poursuite de mes études.

Je remercie et dédie ce travail à tous les membres de ma famille et amis Sebastián, Carmen, Abner et Andrés, qui malgré la distance, m'ont encouragée et toujours soutenue dans ce que je voulais faire.

Un merci tout spécial à mes collègues de l'IRH et amis Marc, Chemsy, David, Saeed, Abdoul et Cristina qui m'ont soutenus et encouragés continuellement. Finalement, je voudrais remercier toute personne qui m'a aidé de près ou de loin tout le long de mon cheminement.

Je dédie ce travail de recherche à ma famille :

À ma chère mère

«Toi qui m'as donnée la vie, ton amour et le courage pour réussir»

À mon cher père

«Pour tes précieux conseils et ton amour»

À ma chère sœur Karen et mon cher frère Juan

«Pour votre amour, votre soutien et votre bonheur »

Je vous aime !,

Alejandra

Table des matières

Résumé.	ii
Remerciements.	iv
Dédicace.	v
Table de matières	vi
Liste des tableaux.	ix
Liste des figures	x
Liste des algorithmes	xiv
Liste d'abréviations et symboles	xv
Chapitre 1- Introduction	1
1.1 Contexte général et problématique du projet de recherche	4
1.2 Objectifs du travail de recherche	6
1.3 Méthodologie	7
1.4 Organisation du mémoire	9
Chapitre 2- État de la technique : l'efficacité énergétique et la gestion de la demande électrique	10
2.1 Généralités	10
2.2 Réduction et processus de déplacement de la pointe de consommation	12
2.3 Systèmes de gestion de stockage de l'énergie : stockage thermique	14
2.4 Les chauffe-eau comme des outils de gestion de la demande électrique	17
2.4.1 Considérations générales du chauffe-eau	17
2.4.2 Types de systèmes de chauffe-eau	19

2.4.3	Chauffe-eau électrique au Canada et au Québec	25
2.4.4	Problématique et particularités du chauffe-eau électrique	27
2.5	Analyses et synthèse des revues	27
Chapitre 3- Modélisation du chauffe-eau électrique.		29
3.1	Introduction	29
3.2	Modèles du chauffe-eau électrique	31
3.2.1	Modèle à une seule masse	31
3.2.2	Modèle stratifié	33
3.2.3	Cadre d'analyses-comparaison des modèles	37
3.3	Estimation de paramètres physiques du modèle	38
3.3.1	Modèle à une seule masse : estimation des paramètres en utilisant les mesures de la puissance du chauffe-eau électrique.	39
3.3.2	Modèle stratifié : Estimation des paramètres en utilisant le filtre de Kalman étendu (EKF)	42
3.4	La mise en œuvre des modèles de chauffe-eau électrique	46
3.5	Résumé	48
Chapitre 4- Proposition d'une stratégie de gestion pour la réduction de la consommation en heures de pointe		50
4.1	Généralités	50
4.2	Caractérisation des profils de puissance du chauffe-eau électrique	51
4.3	Partitionnement de données	53
4.3.1	Pré-traitement de données	53
4.3.2	Méthode de classification : K-moyennes (<i>K-Means</i>)	56
4.4	Stratégie de gestion	65
4.4.1	Programmation dynamique	65
4.5	Évaluation de la mise en œuvre de la stratégie de gestion	70
4.5.1	Résultats	71

4.6	Résumé	77
Chapitre 5- Conclusions générales		78
Annexe A- Développement des modèles de chauffe-eau électrique.		88
A.1	Modèle stratifié : estimation des paramètres physiques	88
A.1.1	Calcul de la matrice Jacobienne	88
A.1.2	Estimation de la température	89
A.1.3	Analyse de la température d'entrée d'eau	90
A.1.4	Analyse de consommation d'eau chaude	92
A.1.5	Simulation et validation expérimentale	93
A.2	Modèles développées sous MATLAB-Simulink®	95
Annexe B- Développement de la stratégie de gestion.		98
B.1	Caractérisation d'un consommateur	98
B.2	Mise en œuvre de la méthode de K-Moyennes	100
B.2.1	Méthode de la Silhouette	100
B.2.2	Programmation dynamique : Suite de l'algorithme 4.3	101
Annexe C- Banc d'essai expérimental		102
C.1	Description du banc d'essai	104
C.1.1	Capteurs de température	104
C.1.2	Capteurs de courant et tension et capteurs de débit de l'eau	105
C.1.3	Électrovannes et contrôle	105
C.1.4	Acquisition de données et Interface graphique	105
Annexe D- Communications.		109

Liste des tableaux

Tableau 2.1	Différentes sources d'énergie par type de système de chauffe-eau . . .	19
Tableau 3.1	Cadre d'analyse des modèles de chauffe-eau électrique	38
Tableau 3.2	Valeurs estimées de t_{off}^{max} , t_{on}^{min} , G et C_p	42
Tableau 3.3	Paramètres estimés en utilisant EKF	45
Tableau 4.1	Méthodes de partitionnement de données	57
Tableau 4.2	Matrice de confusion	62
Tableau 4.3	Matrice de confusion obtenue	64
Tableau 4.4	Paramètres de performance évalués	65
Tableau 4.5	Temps de calcul de la simulation	75
Tableau 4.6	Réduction de la demande d'énergie dans chaque scénario	76

Liste des figures

Figure 1.1	Consommation mondiale d'énergie dans le secteur résidentiel	1
Figure 1.2	Production mondiale d'électricité et émissions de gaz à effet de serre .	2
Figure 1.3	Capacité d'énergie renouvelable par technologie, (2004 - 2015)	2
Figure 2.1	Programmes d'efficacité énergétique	11
Figure 2.2	Architecture générale des systèmes DSM	12
Figure 2.3	Techniques de nivellement de charge	14
Figure 2.4	Chauffe-eau Solaire	21
Figure 2.5	Chauffe-eau au Gaz instantané	22
Figure 2.6	Chauffe-eau thermodynamique et le fonctionnement d'une pompe à chaleur	24
Figure 2.7	Chauffe-eau électrique à deux éléments	25
Figure 2.8	Consommation d'énergie moyenne annuelle par habitant en 2014 (MWh/personne)	26
Figure 2.9	Répartition de la consommation d'énergie par habitant dans le secteur résidentiel-2013 au Québec	26
Figure 3.1	Aperçu sur les modèles boîte blanche, boîte grise et boîte noire	30
Figure 3.2	Diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique à une seule masse.	32
Figure 3.3	Diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique stratifié en zones thermiques	34

Figure 3.4	Diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique stratifié en plusieurs couches	36
Figure 3.5	Profil de puissance des éléments chauffants avec une consommation d'eau chaude nulle ($W_r = 0$). (<i>Données mesurées pour 24 heures</i>)	40
Figure 3.6	Profil de puissance des éléments chauffants et température d'eau avec une consommation de l'eau chaude nulle ($W_r = 0$). (<i>Données mesurées sur 24 heures</i>)	41
Figure 4.1	Coefficient de corrélation par jour de la semaine	53
Figure 4.2	Méthodologie du processus de partitionnement de données	54
Figure 4.3	L'estimation par noyau (ou <i>Kernel smoothing</i> en anglais)	55
Figure 4.4	L'estimation par noyau appliqué à un profil de puissance spécifique	55
Figure 4.5	Tâches principales dans le partitionnement de données	56
Figure 4.6	Dissemblance entre classes	60
Figure 4.7	La méthode de la silhouette	61
Figure 4.8	Profil typique représentatif de chaque classe	62
Figure 4.9	Résultats de la classification des 600 profils de puissance	63
Figure 4.10	La procédure appliquée lors du calcul de la matrice de confusion	64
Figure 4.11	Variable du coût de pénalité pour l'utilisation de puissance C_p	67
Figure 4.12	Variable du coût de pénalité pour la température de sortie de l'eau C_{te}	68
Figure 4.13	Profil d'interruption estimé et appliqué à un client aléatoire	69
Figure 4.14	Cas d'étude 1	70
Figure 4.15	Cas d'étude 2	70
Figure 4.16	Cas d'étude 3	71
Figure 4.17	Cas d'étude 4	71
Figure 4.18	Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique Cas 1 Vs. Scénario de référence	72

Figure 4.19 Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique	
Cas 2 Vs. Scénario de référence	73
Figure 4.20 Estimation de puissance et confort (Cas d'étude 3)	74
Figure 4.21 Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique	
Cas 4 Vs. Scénario de référence	74
Figure 4.22 Comparaison de scénarios	76
Figure A.1 Température estimée en utilisant le EKF avec une consommation	
d'eau chaude nulle ($W_r = 0$).	90
Figure A.2 Température de l'eau à l'entrée mesurée sur quatre mois de l'année	
($W_r = 0$).	91
Figure A.3 Variation de la température de l'eau à l'entrée mesurée ($W_r = 0$).	91
Figure A.4 Variation de la température de l'eau à l'entrée mesurée ($W_r = cte$)	
dans le mois d'avril.	92
Figure A.5 Profil typique de la consommation d'eau chaude	92
Figure A.6 Profils de consommation d'eau chaude vs. le profil moyen de la	
consommation de puissance du chauffe-eau électrique	93
Figure A.7 Température estimée avec une consommation d'eau chaude nulle	
($W_r = 0$).	94
Figure A.8 Comparaison de la température estimée avec les données expérimentales.	94
Figure A.9 Modèle à une seule masse sous Simulink®.	95
Figure A.10 Modèle stratifié en zones thermiques sous Simulink®.	96
Figure B.1 Profil de consommation moyenne d'eau chaude pendant un jour de la	
semaine	98
Figure B.2 Profil de puissance électrique du chauffe-eau électrique par chaque	
jour de la semaine	98

Figure B.3	Profil de puissance électrique du chauffe-eau électrique par chaque jour de la semaine avec lissage	99
Figure B.4	Profil d'énergie du chauffe-eau électrique chaque jour de la semaine .	99
Figure C.1	Schéma en blocs du banc d'essai expérimental du chauffe-eau électrique.	102
Figure C.2	Vue réelle du banc d'essai expérimental construit dans le cadre du projet.	103
Figure C.3	Conditionnement des capteurs RTD.	104
Figure C.4	Contrôle des électrovannes à l'aide de la commutation à ligne directe. .	105
Figure C.5	Vue réelle du bloc de connexion d'E/S blindé SCB-68.	106
Figure C.6	Le schéma en détail de connections du bloc SCB-68.	106
Figure C.7	L'interface graphique.	107

Liste d'algorithmes

Algorithme 3.1	Filtre de Kalman étendu	45
Algorithme 4.2	K-Moyennes	58
Algorithme 4.3	Estimation d'horaire d'allumage/arrêt des éléments chauffants .	69
Algorithme A.4	Modèle stratifié	97
Algorithme B.5	Méthode de la Silhouette	100

Liste d'abréviations et symboles

Abréviations

ACC Exactitude

DP Programmation dynamique

DSM « *Demand-Side Management* »

EES Stockage d'énergie électrique « *Electrical Energy Storage* »

EKF Filtre de Kalman étendu «*Extended Kalman Filter*»

EWB Chauffe-eau électrique « *Electrical water heater* »

FPR Fall-out

GES Gaz à Effet de Serre

NPV Valeur prédictive négative

PPV Valeur prédictive positive

SPC Spécificité

TPR Sensibilité

Symboles

$\Delta[\dots]$ Variation de la grandeur à laquelle il est associé.

Λ L'enthalpie massique de changement de phase [J/kg]

ρ Densité de l'eau [Kg/L]

C_p Capacité thermique [J/°C]

c_p	La chaleur spécifique ou la capacité thermique massique [J/kg°C]
E_r	Le taux d'erreur
G	Coefficient de pertes du réservoir d'eau et de l'environnement [W/°C]
$K_{s_{zone}}$	Coefficient de conduction entre chaque zone
P_w	Puissance de l'élément chauffant [W]
Q_f	Énergie échangée entre les zones du réservoir dû à la conduction [J]
Q_{flow}	Échange de chaleur dans le système pour chaque extraction/injection d'eau chaude et froide [J]
Q_H	Énergie fournie par l'élément chauffant [J]
Q_{loss}	Perte de chaleur [J]
St	L'état de l'élément chauffant (ON/OFF) [1/0]
t	Temps [s]
T_H	Température de la zone de chaleur [°C]
T_L	Température de la zone froide [°C]
T_M	Température de la zone du mélange [°C]
T_{amb}	Température ambiante [°C]
T_{in}	Température d'entrée de l'eau froide [°C]
T_{off}	Température d'arrêt de l'élément [°C]
t_{off}^{max}	Durée maximale en arrêt de l'élément [min]
T_{on}	Température d'allumage de l'élément [°C]
t_{on}^{min}	Temps minimum d'allumage de l'élément [min]
W_r	Débit d'eau d'utilisation d'eau chaude par heure [L/h]

E Énergie [J]

m Masse [kg]

T Température [°C]

Chapitre 1- Introduction

L'énergie électrique est le pilier du développement industriel des pays et elle est directement liée à son développement technologique et économique. Au cours des dernières années, la demande énergétique mondiale a eu une forte croissance principalement à cause de l'évolution des économies émergentes [1]. Le secteur résidentiel représente environ 20% de l'énergie consommée totale dans le monde et elle est estimée augmenter en moyenne de 1.4% par an [2]. La Figure 1.1 montre la consommation mondiale d'énergie dans le secteur résidentiel pour la période 1990-2015 [3]. Il faut souligner que la hausse de la consommation énergétique en Asie est remarquable et que les pays comme la Chine et l'Inde ont contribué à cette augmentation de la demande principalement à cause de leur démographie et leur croissance économique très rapide.

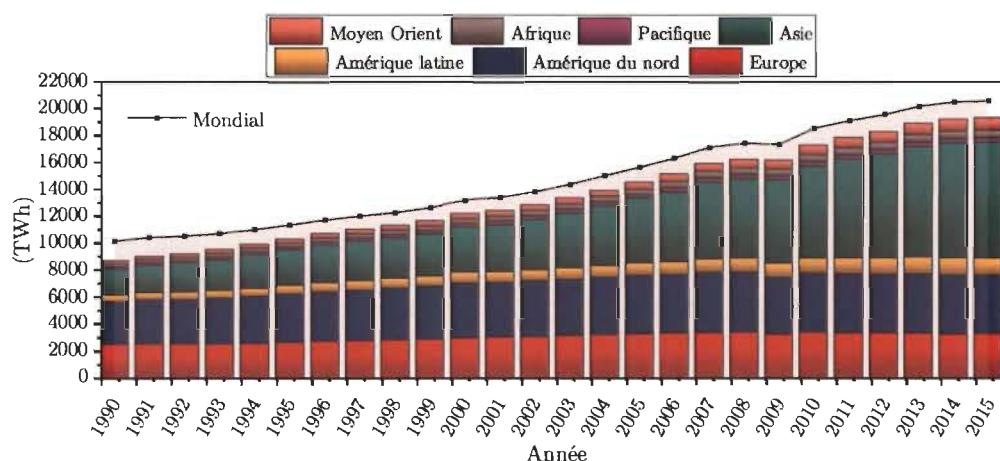


Figure 1.1 – Consommation mondiale d'énergie dans le secteur résidentiel

Comme indiqué dans la Figure 1.2a [4], les principales sources primaires pour la production d'électricité mondiale sont le charbon et le gaz naturel. Par conséquent, la production d'électricité apporte une contribution significative d'environ 25% (Figure 1.2b) [5] dans l'émission des gaz à effet de serre (GES). La réduction des émissions de GES et

la lutte contre les changements climatiques encouragent donc le remplacement des sources d'approvisionnement énergétiques comme par exemple l'inclusion d'énergies « vertes », comme l'énergie éolienne et solaire.

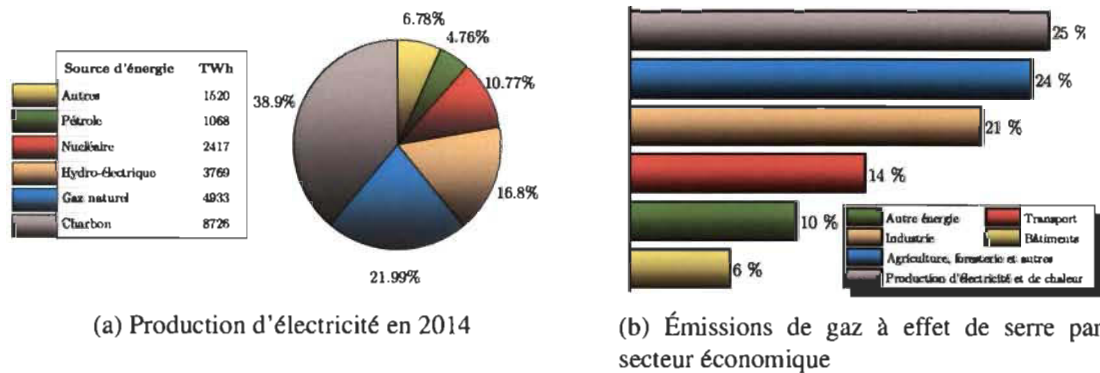


Figure 1.2 – Production mondiale d'électricité et émissions de gaz à effet de serre

Depuis quelques années, il a eu une croissance de la participation des énergies renouvelables dans le système énergétique grâce à l'implantation de nouvelles politiques favorisant l'adoption d'énergies renouvelables et la décarbonisation du secteur énergétique [6]. Environ 289 GW [7] de nouvelles technologies « vertes » ont été installés au cours des années 2014-2015, comme il est indiqué sur la Figure 1.3 [8, 7].

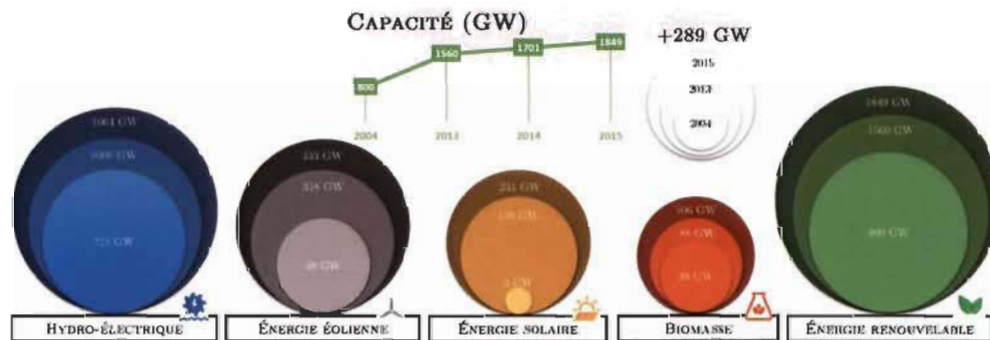


Figure 1.3 – Capacité d'énergie renouvelable par technologie, (2004 - 2015)

Cependant, la production électrique d'origine renouvelable a le désavantage d'être de nature intermittente, rendant ainsi nécessaire de compenser ou d'équilibrer, de façon plus efficace, la production et la consommation en intégrant des systèmes de stockage et

récemment s'appuyant sur le concept de « réseaux électriques intelligents (*smart grid* en anglais) ». Le développement des réseaux électriques intelligents contribue donc à optimiser l'efficacité de la production, de la distribution et à mieux gérer la consommation de l'énergie en répondant efficacement aux variations de la production et de la demande.

Pendant la journée, le réseau électrique présente des périodes où il est fortement demandé et qui conduisent à la création des pointes d'électricité. La maîtrise de la demande en énergie, ou gestion de la demande (DSM pour *Demand-Side Management* en anglais), est associée à des réseaux intelligents et elle cherche à créer l'équilibre entre l'énergie produite et l'énergie consommée [9] afin de réduire la consommation d'électricité et augmenter l'efficacité énergétique. De manière générale, les techniques de gestion de la demande mènent à un changement du profil de consommation de l'électricité par les utilisateurs. Un des principaux objectifs recherchés est de maîtriser la pointe électrique. Parmi les méthodes de gestion de la demande les plus utilisées [10], on peut citer :

- Réduction de la demande électrique en utilisant des bâtiments et des équipements à haut rendement énergétique ;
- Gestion des charges en modifiant les profils de charge et en promouvant la réduction de la consommation en énergie dans les heures de pointe ;
- Encourager les consommateurs à utiliser des appareils plus écoénergétiques par des « *Programmes de croissance de la charge et de conservation* » [10].

La gestion des charges constitue une des méthodes les plus étudiées et conséquemment en constant développement. Plusieurs techniques de gestion de charges ont été développées et implémentées au cours des dernières années, dont : « *les tarifs modulés, le contrôle direct des charge et le nivellement de la charge* » [10]. En utilisant les tarifs modulés, le distributeur encourage les utilisateurs à faire un usage de l'énergie à certaines périodes pour obtenir un meilleur prix pour leur consommation. Cependant, la dynamique du marché énergétique varie en fonction de la politique énergétique de chaque pays ou région faisant en sorte que les tarifs modulés ne sont pas toujours une option viable pour la gestion

de la demande. C'est le cas du Canada où la dynamique du marché énergétique varie par rapport aux provinces. Par exemple, il existe en Ontario les tarifs modulés et les prix sont établis par le marché. Par contre, au Québec, il y a un tarif unique pour chaque type de client [11].

Une façon souvent utilisée par les utilités dans la gestion de charges est le contrôle à distance de certaines charges électriques dans les foyers pendant les périodes de pointe. En échange de tarifs plus bas, les consommateurs peuvent autoriser le distributeur d'énergie à activer ou désactiver les charges électriques durant de courtes périodes. Ces modes de contrôle sont appliqués à des charges telles que le chauffage, le climatiseur, la ventilation et l'éclairage [10]. De telle façon, un nivellement de charge à travers l'écrêtage de la pointe de consommation est effectué. Toutefois, l'application de cette technique dépend de l'acceptation des clients et, dans certaines situations, leur confort est altéré. Étant donné que le confort constitue un aspect essentiel pour les clients, les incitatifs de participation peuvent être affectés à moins qu'un impact minimal dans le confort soit assuré. Cela amène à étudier le nivellement de la demande en puissance en utilisant la technique de déplacement des charges (*Load shifting* en anglais). En profitant de la capacité de certains systèmes à stocker de l'énergie sans fonctionner continuellement à pleine puissance, son fonctionnement est "décalé" des périodes de pointe aux périodes creuses [10]. Contrairement au délestage où la consommation des charges est supprimée de la consommation globale dans le déplacement des charges, la consommation des charges contrôlées est toujours présente dans la demande globale. Cependant, elle est différée vers des périodes non-critiques pour le distributeur. Parmi les charges électriques considérées dans cette technique figurent : les systèmes de chauffage de l'eau et de chauffage de l'espace.

1.1. Contexte général et problématique du projet de recherche

Le Canada fait partie des pays de grande consommation d'énergie par habitant, environ 15.54 MWh/habitant par année [12]. La province de Québec constitue environ 35%

[13] de la demande d'énergie au Canada. Pendant la période hivernale au Québec, la demande d'énergie est à son maximum due à la hausse des besoins de chauffage. Tout au long de la journée au Québec, le réseau électrique présente deux périodes de forte consommation entre 6 h et 9 h et entre 16 h et 20 h [14], mieux connues comme les pointes quotidiennes.

Parmi la répartition de la consommation d'énergie dans le secteur résidentiel au Québec, les systèmes de chauffage de l'eau représentent environ 19% [15] de la consommation. Il s'agit donc d'une des plus grandes charges électriques dans les foyers canadiens après le chauffage des pièces. Le chauffe-eau électrique est le système de chauffage de l'eau le plus utilisé au Québec.

Bien que de nombreuses technologies de stockage ont été créées, les chauffe-eau électriques sont capables de stocker l'énergie et sont déjà disponibles chez les consommateurs. Ceux-ci sont donc des candidats idéaux pour les applications de gestion de la demande. Cependant, les stratégies de gestion développées en utilisant le chauffe-eau électrique sont soumises à trois contraintes importantes :

1. Maintenir une température suffisamment élevée pour empêcher la contamination de l'eau, p.ex. par l'éclosions de bactéries dont la légionelle ;
2. Garantir le confort des clients ;
3. Éviter de nouveaux pics de consommation.

La première contrainte fait référence à la possible variation de la température interne de l'eau, laquelle peut être créée au moment de contrôler le chauffe-eau. La température de l'eau à la sortie assure le confort du consommateur ; c'est pourquoi il faut garantir une température suffisamment élevée. La deuxième contrainte concerne la création de nouveaux pics de consommation qui peuvent être générés dans la gestion d'un groupe de consommateurs. Ces nouveaux pics de consommation sont souvent plus grands que la pointe de consommation.

Finalement, la légionelle est une bactérie pouvant être présente dans l'eau qui est à l'origine des maladies chez les humains [16]. Selon les recherches scientifiques, il y a un risque élevé de transmission lorsque les chauffe-eau électriques en sont contaminés.

Il est donc nécessaire d'éliminer les risques de prolifération en assurant une température d'opération près de 60°C et toujours supérieure à 45°C à l'intérieur des chauffe-eau menant à la prévention de propagation de cette bactérie.

Ce travail de recherche vise la proposition d'une stratégie de gestion des charges en nivelant le profil de consommation électrique du chauffe-eau électrique au niveau résidentiel. Le contrôle de charge proposé visualise le potentiel de stockage d'énergie du chauffe-eau électrique pour créer un profil de « démarrage et arrêt », en évaluant les besoins de clients et les périodes de forte consommation.

Le chauffe-eau électrique a été étudié à fond, comme charge indépendante. Il a aussi été étudié comme une charge électrique flexible, réduisant donc la consommation électrique globale de la maison. Lorsque des techniques de gestion de la demande sont appliquées, la consommation pendant les périodes de pointe est déplacée aux périodes creuses. Ainsi, la modélisation du chauffe-eau électrique est d'une grande importance dans le présent travail. À cet effet, différents types de modèles de chauffe-eau ont été étudiés tout en cherchant leurs avantages et inconvénients dans l'application de la gestion de la demande.

1.2. Objectifs du travail de recherche

L'objectif principal de ce travail de recherche est la proposition d'une stratégie de gestion optimale des systèmes de stockage thermique, en particulier des chauffe-eau électriques, dans le but d'aider à réduire la pointe de consommation électrique.

Les objectifs spécifiques peuvent être définis comme suit :

- Modélisation et simulation du système de chauffe-eau en utilisant les caractéristiques thermiques du Québec au niveau résidentiel.
- Proposition et validation expérimentale du modèle de chauffe-eau à partir de la mise en œuvre d'un banc d'essai à l'Institut de recherche sur l'hydrogène (IRH).
- Proposition d'une stratégie de gestion optimale et de contrôle du stockage en vue de la

gestion de la demande.

1.3. Méthodologie

Le présent travail de recherche a envisagé comme base méthodologique le développement des points suivants :

Étape 1 : Revue Bibliographique « *L'état de la technique* »

Une recherche bibliographique est réalisée afin d'approfondir la compréhension du sujet d'étude : gestion de la demande, déplacement de la charge, systèmes de stockage thermique, ainsi que le chauffe-eau électrique. Celle-ci a permis l'identification de l'état de l'art sur la modélisation du système de stockage thermique du chauffe-eau électrique et les principales méthodes utilisées pour la gestion de la demande en utilisant les systèmes de stockage thermique comme charges déplaçables.

Étape 2 : Identification du modèle « *Sélection et ajustement du modèle de chauffe-eau* »

L'étape précédente a donné lieu à l'identification des modèles de chauffe-eau existants, et de même, la compréhension du fonctionnement interne du chauffe-eau. Un modèle de chauffe-eau a été sélectionné pour être ensuite mis en œuvre et adapté avec les caractéristiques du système de chauffe-eau de foyers québécois.

Étape 3 : Proposition de la stratégie de gestion « *Cas d'étude* »

Se fondant sur la problématique, une stratégie de gestion a été proposée à partir de la formulation d'un problème d'optimisation. Cette stratégie a pour but de minimiser les pics de consommation toujours en assurant la satisfaction de consommateurs.

La mise en œuvre d'une stratégie de gestion a été analysée en ajoutant un processus de classification de consommateurs. En ce qui concerne le partitionnement de données, les profils de consommation électrique du chauffe-eau ont été analysés et un haut niveau de corrélation de consommation entre certains clients a été trouvé. En conséquence, il est proposé de réaliser une classification des consommateurs par rapport à leur profil

de consommation de puissance électrique du chauffe-eau.

Dans cet ordre d'idées, la gestion a été formulée en fonction d'un processus d'optimisation dynamique et l'application d'un partitionnement de données aux profils de puissance. La stratégie d'optimisation proposée, permet d'établir une commande marche-arrêt des éléments chauffants du chauffe-eau en analysant le profil de consommation d'eau chaude par consommateur ou pour un groupe de consommateurs et les périodes de pointe de la demande globale des clients contrôlés, par rapport à la consommation des chauffe-eau.

Étape 4 : Développement de l'algorithme « *Intégration de l'algorithme de gestion* »

L'implémentation de la gestion a été réalisée en utilisant le modèle du chauffe-eau sélectionné auparavant. Un groupe de consommateurs avec différents profils de consommation d'eau chaude ont été analysés. En étudiant différents scénarios de gestion pour un certain nombre de clients, les variations du profil de puissance diversifiées du chauffe-eau ont été comparées avec le profil de puissance de référence. Parmi les principaux processus évalués, se trouvent :

- le déplacement et réduction de la pointe ;
- la consommation finale d'énergie accumulée ;
- la satisfaction du consommateur ;
- l'effet de reprise ;
- le temps de calcul.

Étape 5 : Validation et simulation du modèle « *La mise en œuvre du banc d'essai* »

Finalement, l'adaptation d'un banc d'essai a permis de réaliser une validation expérimentale pour évaluer la performance du modèle de chauffe-eau.

1.4. Organisation du mémoire

La suite de ce mémoire est organisée de la manière suivante : le deuxième chapitre présente les résultats de l'étude bibliographique dans lequel est présenté l'état de l'art des travaux réalisés dans la gestion de la demande électrique en utilisant les systèmes de stockage thermique, tels que les chauffe-eau. Le troisième chapitre décrit la modélisation du système de chauffe-eau électrique en présentant la validation expérimentale des modèles étudiés. Au quatrième chapitre, la proposition du système de gestion est présentée de même que les algorithmes implémentés, leur simulation et validation. Finalement, le cinquième chapitre est dédié aux conclusions générales, les discussions des résultats obtenus et les recommandations pour les travaux futurs.

Chapitre 2- État de la technique : l'efficacité énergétique et la gestion de la demande électrique

La production d'électricité doit être toujours ajustée à la demande électrique des consommateurs. Le déséquilibre présent entre la consommation et la production d'électricité, lorsque la demande est plus forte, a mené au développement de plusieurs méthodes de gestion d'énergie, certaines d'entre elles, en utilisant les systèmes de stockage thermique.

Ce chapitre présente une étude résumée des systèmes de gestion de la demande électrique afin de réduire la pointe de consommation, en se concentrant en particulier sur les processus de déplacement de la pointe et l'intégration des systèmes de stockage thermique tel que le chauffe-eau. De plus, la problématique et les particularités de l'état actuel des chauffe-eau électriques au Québec sont présentées.

2.1. Généralités

Les stratégies de gestion de la demande ont créé un changement plus efficace de l'utilisation de l'électricité pour les consommateurs finaux. Les techniques de gestion et déplacement des charges constituent des alternatives pour réduire et équilibrer la consommation d'électricité. Néanmoins, leurs mises en œuvre peut mettre en péril le confort des clients; leur application dépend donc de l'acceptation des consommateurs. À cet effet, des programmes de réponse à la demande (*Demand response* en anglais) ont été créés. Les clients sont alors encouragés à réduire leur consommation d'électricité en s'impliquant aux programmes proposés par les utilités en échange de recevoir des avantages, soit économiques, environnementaux, ou réglementaires [17]. La Figure 2.1 montre certains programmes

d'efficacité énergétique actuellement utilisés [10].

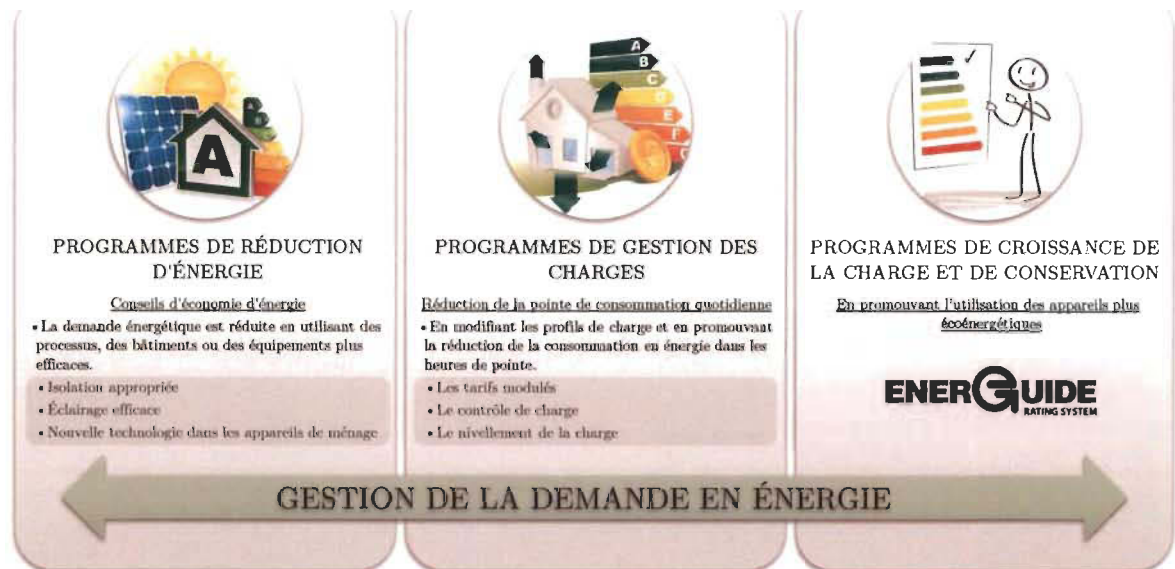


Figure 2.1 – Programmes d'efficacité énergétique

D'ailleurs, afin d'accroître l'efficacité énergétique, les programmes de gestion de la demande énergétique doivent considérer les facteurs suivants pour leur mise en œuvre [10] :

- Les coûts pour le consommateur ;
- Les fluctuations dans les prix des carburants et le tarif d'électricité ;
- La quantité d'énergie économisée selon la méthode utilisée ;
- Les pertes de production associées à la mise en œuvre des programmes de gestion.

Les systèmes de DSM ont une architecture caractéristique composée de certains éléments particuliers. La Figure 2.2 donne un aperçu général de cette architecture [9, 18]. Parmi les principaux éléments présents dans un système DSM, il convient de signaler ; la présence de la production décentralisée, les systèmes de mesurage intelligent, l'exploitation des systèmes de stockage d'énergie et l'échange d'informations entre les utilisateurs et le système de production d'électricité [18].

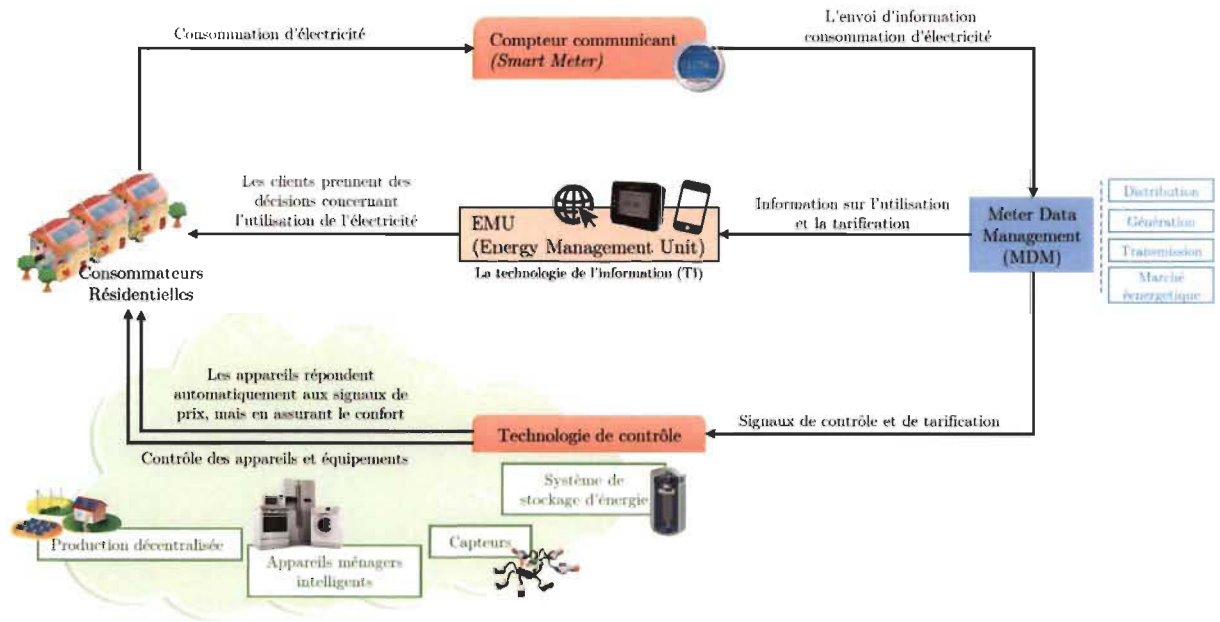


Figure 2.2 – Architecture générale des systèmes DSM

2.2. Réduction et processus de déplacement de la pointe de consommation

Une pointe de consommation d'électricité est définie comme le court temps pendant lequel la consommation électrique est plus forte. Il y a plusieurs types de pointes de consommation électrique, ceux-ci dépendent de la durée de l'observation et la zone géographique. Parmi ces dernières figurent : les pointes journalières, les pointes saisonnières et les pointes locales.

Les pointes journalières diffèrent de la saison auxquelles elles sont mesurées. En hiver au Québec, par exemple, les pointes de consommation sont généralement observées autour de 6h-7h et 18h-19h, soit respectivement en début de la journée et au retour du travail quand les personnes arrivent à la maison. Par contre en été ou en période estivale aux États Unis, les pointes de consommation sont plutôt observées vers 12h-13h. Dans d'autres cas, comme le Québec, les heures de pointe de consommation ne présentent pas une grande diversité. Cependant, l'importance des pointes de consommation en été est moindre par rapport à l'hiver.

D'une façon générale, les pointes journalières varient d'un pays à l'autre et par jour de la semaine. Par exemple, les pointes de consommation ont une amplitude différente les jours ouvrables des fins de semaine.

Les pointes saisonnières peuvent être plus importantes pendant les périodes d'hiver, notamment dans les pays comme le Canada, la Russie et les États-Unis. Ceux-ci ayant des périodes de grand froid, ils ont des pointes de consommation plus fortes par rapport aux pays tropicaux situés principalement en Amérique centrale et Amérique du Sud, le centre et une partie du sud de l'Afrique [19]. Pour ces derniers, leurs pointes saisonnières apparaissent dans les périodes de canicule en été.

Parmi les stratégies de gestion de la demande, il convient de souligner les programmes de la gestion de la charge. Ceux-ci cherchent une réduction de la consommation d'énergie en modifiant le profil de charge. Il existe un certain nombre de types de techniques de nivellement de charge, telles que [10] :

- **Aplatir les périodes de pointe** (*Peak clipping en anglais*) : cette technique consiste à couper les pics de consommation d'électricité à partir de la réduction de la consommation des charges maximales du système aux heures de pointe.
- **Comblir les périodes creuses** (*Valley filling en anglais*) : l'objectif de cette technique consiste à remplir les périodes de faible demande, utilisant d'avantage certaines charges électriques pendant les périodes de vallée. Les charges utilisées dans ce type de stratégie ont la capacité de stockage d'énergie thermique, comme par exemple : le chauffage de l'eau ou le chauffage de l'espace.
- **Décaler les charges** (*Load shifting en anglais*) : en déplaçant la consommation des périodes de pointe aux périodes de basse consommation.

La Figure 2.3 montre certaines techniques de nivellement de charge [10]. Le décalage de charge constitue une des options les plus appropriées en termes d'efficacité et du maintien du confort. Profitant de leur grande capacité de stockage d'énergie, certains systèmes comme le chauffage d'eau et le chauffage d'espace sont allumés avant les périodes de pointe afin de

garantir le confort des clients.

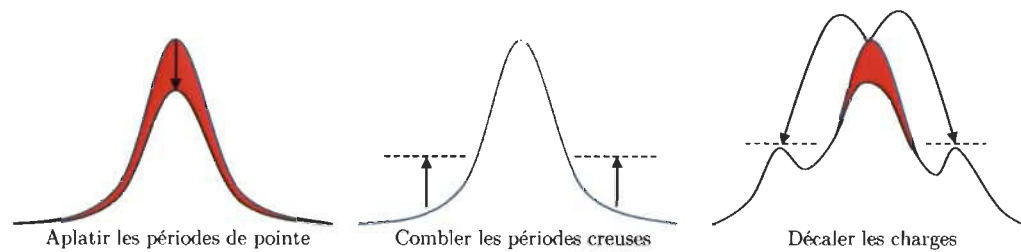


Figure 2.3 – Techniques de nivellement de charge

2.3. Systèmes de gestion de stockage de l'énergie : stockage thermique

Le stockage d'énergie électrique (EES de *Electrical Energy Storage* en anglais) est un processus consistant à capturer l'énergie électrique produite dans un système à un moment donné pour une utilisation ultérieure [20]. Le EES trouve de nombreuses utilisations, tels que les appareils portables, les véhicules de transport et les réseaux électriques intelligents.

Dans le contexte de gestion de la demande, les EES constituent un élément essentiel qui rend la mise en place des techniques de nivellement de charge beaucoup plus facile.

Il existe plusieurs sources d'énergie, donc de nombreuses façons de stocker l'énergie pour être transformée en électricité ultérieurement. Dans certains cas, les systèmes de stockage fournissent un stockage à long terme, tandis que d'autres à court terme, tout cela en dépendant du type d'énergie à stocker. Parmi les principales formes de stockage d'énergie figurent [21] : le stockage électrochimique, le stockage mécanique, le stockage électromagnétique et le stockage thermique. Parmi les systèmes de stockage d'énergie électrochimique, on peut citer notamment les batteries[22] et le stockage sous forme d'hydrogène. D'une façon générale, le stockage sous forme d'énergie mécanique transforme l'énergie en énergie potentielle ou cinétique. On peut citer le volant d'inertie, le pompage-turbinage et le stockage d'énergie à air comprimé [21].

Le stockage d'énergie thermique consiste à stocker l'énergie sous forme de chaleur. Actuellement, le stockage d'énergie thermique présente un grand intérêt dans le

développement des applications thermiques, telles que le chauffage d'espace, le chauffage d'eau et de climatisation. Ces systèmes ont la facilité de déploiement dans les applications de gestion de la demande, notamment en nivellement de charge. Trois composants essentiels font partie d'un système de stockage d'énergie thermique [23] :

1. Le principe de stockage qui définit les propriétés de stockage d'énergie sous forme de chaleur, que ce soit dans la chaleur sensible, latente ou thermochimique.
2. Le mécanisme de transfert d'énergie, lequel charge et décharge le système de stockage.
3. Le système de confinement qui permet de maintenir l'énergie bien isolée de l'extérieur pour éviter les déperditions de chaleur.

Il faut déterminer les besoins de stockage thermique. Ils se distinguent principalement par «le stockage journalier et le stockage inter saisonnier ». Dans le premier cas, le système aura plusieurs cycles de charge et décharge par jour. Par conséquent, il va être très sollicité. Contrairement au deuxième cas, où l'énergie est récupérée et stockée généralement en été, pour être utilisée dans les cycles plus courts des mi-saisons [24]. Trois phénomènes physiques permettent de classer la forme de stockage d'énergie [23, 24] :

-Le stockage d'énergie par changement de phase : le matériau stocke la chaleur en changeant la phase isotherme à pression constante [23]. En effet, le matériau change d'état physique soit de : solide-liquide, solide-solide, liquide-solide. Finalement, le matériau stocke une énergie définie par sa chaleur latente de fusion et sa température constante. La quantité d'énergie thermique stockée est donnée par l'équation 2.1 [24], où la chaleur latente de fusion est définie par Λ , qui représente l'enthalpie massique de changement de phase et m représente la masse.

$$\Delta E = m \cdot \Lambda \quad (2.1)$$

- Le stockage par voie thermochimique : ce type de stockage est basé sur des réactions chimiques endothermiques réversibles dans le matériau de stockage avec un fluide.

«La réaction thermochimique consomme ou libère de la chaleur par dissociation ou combinaison de deux réactifs »[23].

- **Le stockage d'énergie par variation d'enthalpie sensible ou la chaleur sensible :** un changement de température du milieu de stockage est effectué. La quantité d'énergie stockée dépend des propriétés calorifiques du matériau, comme par exemple, la chaleur spécifique du corps et l'écart de température. L'énergie stockée du système est définie par la variation de l'enthalpie, telle que décrite dans l'équation 2.2 [24].

$$\Delta E = \Delta \Lambda = \int_{T_1}^{T_2} m \cdot c_p(T) \cdot dT \quad (2.2)$$

Ce type de stockage est le plus employé actuellement. Parmi les technologies de stockage par chaleur sensible, il faut souligner : le stockage dans les fluides, dans les solides et composé partiellement de l'un et de l'autre.

Le développement constant des technologies de gestion énergétique implique l'étude et la recherche de nouveaux systèmes de stockage. Cependant, la mise en place de ces systèmes peut être très coûteuse, et encore davantage dans le contexte résidentiel. En conséquence, il faut trouver des solutions simples et peu coûteuses à mettre en œuvre ou exploiter les systèmes déjà existants dans la maison. Cela fait penser aux systèmes de chauffage d'espace et de chauffage de l'eau. Bien que ces systèmes ont une consommation élevée, ils ont en majorité la capacité de stocker l'énergie, comme c'est le cas du chauffe-eau.

Les systèmes de chauffage de l'eau illustrent bien le stockage thermique par chaleur sensible dans un fluide. Par exemple, le ballon d'eau chaude, les chauffe-eau électriques et solaires. En général, le fonctionnement du chauffe-eau s'appuie sur la stratification thermique de l'eau et sa variation de température interne donnée par le système chauffant, l'entrée d'eau froide et la sortie d'eau chaude.

2.4. Les chauffe-eau comme des outils de gestion de la demande électrique

Les systèmes de chauffage de l'eau ont été étudiés, comme des systèmes de stockage d'énergie thermique viables pour mettre en pratique des applications de gestion de la demande d'énergie. En plus d'être indispensable, le chauffe-eau électrique constitue l'un des systèmes les plus énergivores d'un foyer, ce qui rend nécessaire la recherche d'une solution énergétique, que ce soit par un nouveau système de chauffage de l'eau ou par une amélioration de l'efficacité du système actuel.

La capacité de stockage du chauffe-eau lui permet de conserver l'eau chaude sans fonctionner continuellement à pleine puissance. De ce fait, il est possible de créer des techniques de contrôle basées sur l'activation/la désactivation du système chauffant à des périodes spécifiques en cherchant une opération optimale.

2.4.1 *Considérations générales du chauffe-eau*

Les systèmes de chauffage de l'eau utilisent l'énergie en vue d'accroître la température de l'eau froide qui vient du système d'eau municipal pour satisfaire aux besoins d'eau chaude dans le foyer. En fonction de la taille des ménages, le système de chauffage de l'eau peut-être partagé entre plusieurs utilisateurs (p.ex. blocs d'appartements) ou chaque résidence peut avoir son propre système de chauffage de l'eau (maison uni-familiale).

Il est fréquent de trouver deux types de systèmes de chauffage de l'eau : le chauffe-eau à réservoir et le chauffe-eau à la demande ou chauffe-eau instantané. Le chauffe-eau à réservoir permet de stocker l'eau chaude. Dans ce cas, le système de chauffage s'allume constamment pour maintenir la température de l'eau autour d'un point de référence. Par contre, dans les systèmes de chauffe-eau instantané, l'eau est chauffée à la demande, c'est-à-dire seulement lorsque quelqu'un ouvre le robinet.

Les chauffe-eau sans réservoir sont constitués d'un système de chauffage (par

exemple, un élément électrique ou un brûleur à gaz), qui se trouve autour de la circulation de l'eau froide vers son point d'utilisation. Notamment, le chauffe-eau instantané électrique a une consommation d'énergie plus basse qu'un chauffe-eau à réservoir [25]. Cependant, cela dépend du lieu d'utilisation. Les pays avec des températures extrêmement basses nécessitent une puissance élevée pour chauffer instantanément l'eau proche de 0°C pendant les mois les plus froids [26]. Malgré tout, il est possible de considérer d'autres sources de chauffage, comme c'est le cas du gaz naturel ou du propane comme combustible.

Le chauffe-eau à la demande est un système de chauffage qui détecte la circulation de l'eau, son système de chauffage est activé pour ainsi permettre de chauffer l'eau d'entrée. Parmi les avantages d'un tel système, il faut mentionner : peu de pertes énergétiques, gain d'espace, coûts d'utilisation réduits et simplicité du système. Toutefois, comme pour tout système, le chauffe-eau instantané présente des inconvénients, dont : un prix d'achat et d'installations élevées, un bas volume d'eau chaude disponible, un délais de plusieurs secondes pour obtenir l'eau chaude et l'inconstance de la température si plusieurs robinets sont ouverts en même temps [26].

Au Québec, les chauffe-eau avec réservoir sont les plus populaires et sont déjà installés dans les maisons. Comme son nom l'indique, ce système a une quantité d'eau chaude stockée toujours disponible pour son utilisation. À partir d'un système de chauffage, l'eau est conservée à une température entre 45 et 60°C. Les chauffe-eau sont correctement isolés, afin d'avoir un minimum des pertes de chaleur. Généralement, il dispose de quatre éléments principaux : l'élément chauffant, le réservoir de stockage, le raccord d'entrée d'eau et de sortie/tige d'anode, les mécanismes de sécurité [27] :

- *Les thermostats et le système chauffant* : dans la plupart des cas, le chauffe-eau dispose des thermostats qui sont chargés de maintenir la température d'eau chaude, en contrôlant l'allumage du système de chauffage. Notamment, le système de chauffage peut être au gaz naturel, électrique ou au propane.
- *Le réservoir de stockage* : généralement, le chauffe-eau possède un réservoir pour

stocker l'eau, sa taille varie entre 50 à 270 litres (13.21 ou 60 gallons) [15].

- *Le raccord de sortie/tige d'anode* : il est installé afin de prolonger la vie du chauffe-eau et protéger le réservoir d'eau chaude de la corrosion. L'anode sacrificielle est une tige de magnésium qui évite que la cuve ne s'oxyde. Lorsque deux métaux sont submergés dans l'eau, l'un des deux métaux sera affecté par la corrosion et chargé électriquement, attirant ainsi les minéraux dans l'eau et empêchant la dégradation du réservoir.
- *Les mécanismes de sécurité* : les dispositifs de sécurité installés dans le chauffe-eau, entre autres choses, permettent de vérifier la pression de l'eau chaude interne et aussi d'effectuer le nettoyage et la maintenance préventive sans complication.

En plus des systèmes de chauffe-eau avec réservoir et chauffe-eau instantané, il est possible de trouver une combinaison du système de chauffage de l'espace avec le chauffage de l'eau. Dans ces systèmes, le chauffe-eau est aussi une source de chauffage de l'espace.

2.4.2 Types de systèmes de chauffe-eau

Il y a une diversité des chauffe-eau disponibles dans le marché. La différence principale repose sur la source d'énergie et le fonctionnement du système de chauffage. Parmi les principaux types de chauffe-eau, on distingue le chauffe-eau solaire, le chauffe-eau au gaz, le chauffe-eau thermodynamique et le chauffe-eau électrique. Le tableau 2.1 montre les principales sources de combustible disponibles conformément au système de chauffe-eau [15].

Tableau 2.1 – Différentes sources d'énergie par type de système de chauffe-eau

	Gaz ou propane	Électrique	Huile	Solaire
Chauffe-eau avec réservoir	✓	✓	✓	✓
Chauffe-eau instantané	✓	✓	-	-
Chauffe-eau thermodynamique	-	✓	-	✓
Chauffe-eau solaire	✓	✓	✓	✓

2.4.2.1 Chauffe-eau solaire

Les chauffe-eau solaires utilisent l'énergie provenant du soleil comme source de chauffage de l'eau. En adoptant un panneau solaire thermique, l'eau est chauffée sous l'action du soleil. Ensuite, l'eau chaude est dirigée vers le réservoir en traversant un serpentin dans le chauffe-eau où la chaleur qu'il a emmagasinée est émise. Finalement, l'eau remonte vers le panneau, pour commencer un nouveau cycle [28]. D'une façon générale, l'énergie du soleil est transformée en chaleur afin d'être utilisée comme système de chauffage de l'eau domestique.

Le chauffe-eau solaire est composé de quatre éléments principaux : le capteur solaire thermique, l'échangeur de chaleur, la tuyauterie isolée et le réservoir d'eau chaude [29]. Le capteur solaire thermique permet de capter l'énergie du soleil et la transmettre à un fluide calo-porteur, par exemple l'eau. Généralement, le capteur solaire est installé sur le toit de la maison et sa taille dépend de la capacité du système. Il y a plusieurs types de capteurs solaires, parmi lesquels se trouvent : le capteur plat et le capteur à tubes sous vide [30]. Un capteur plat est constitué d'une boîte isolée couverte par un vitrage. À l'intérieur de la plaque se retrouve une série de tubes parallèles, dans lesquels circule le fluide. Contrairement au capteur plat, le fluide passe directement par l'absorbeur dans les tubes pour le capteurs à tubes sous vide [30].

L'échangeur de chaleur permet le transfert de la chaleur des deux fluides sans les mélanger. Au travers de la tuyauterie isolée, le fluide circule à l'intérieur du réservoir d'eau chaude. L'eau froide provenant de l'aqueduc municipale accède au réservoir de stockage d'eau, où elle est chauffée par la chaleur fournie du fluide calo-porteur venant du capteur solaire.

Selon le type de système, l'eau peut-être soumise ou non à un préchauffage dans le réservoir de stockage. En effet, l'existence d'un préchauffage fait en sorte que le réservoir de stockage chauffe au maximum l'eau provenant de l'aqueduc municipale avant de la transférer

dans le chauffe-eau existant adjacent. Ainsi, le chauffe-eau traditionnel est alimenté par la sortie de l'eau du chauffe-eau solaire, contrairement à un système sans préchauffage, où le chauffe-eau traditionnel n'intervient pas comme système de chauffage d'appoint pour compléter [29].

Pour tout dire, les systèmes de chauffe-eau solaire sont composés de trois étapes [30] :

1. Captage d'énergie ;
2. Transfert d'énergie ;
3. Stockage d'énergie.

Actuellement, le chauffe-eau solaire est fortement utilisé en Chine, aux États-Unis, en Europe, en Australie et au Brésil [31]. Ces systèmes sont plus avantageux pour aider à économiser de l'énergie en lieux avec des étés longs et un rayonnement solaire plus élevé. La Figure 2.4 illustre les principales parties du chauffe-eau solaire et les trois étapes de fonctionnement [28].

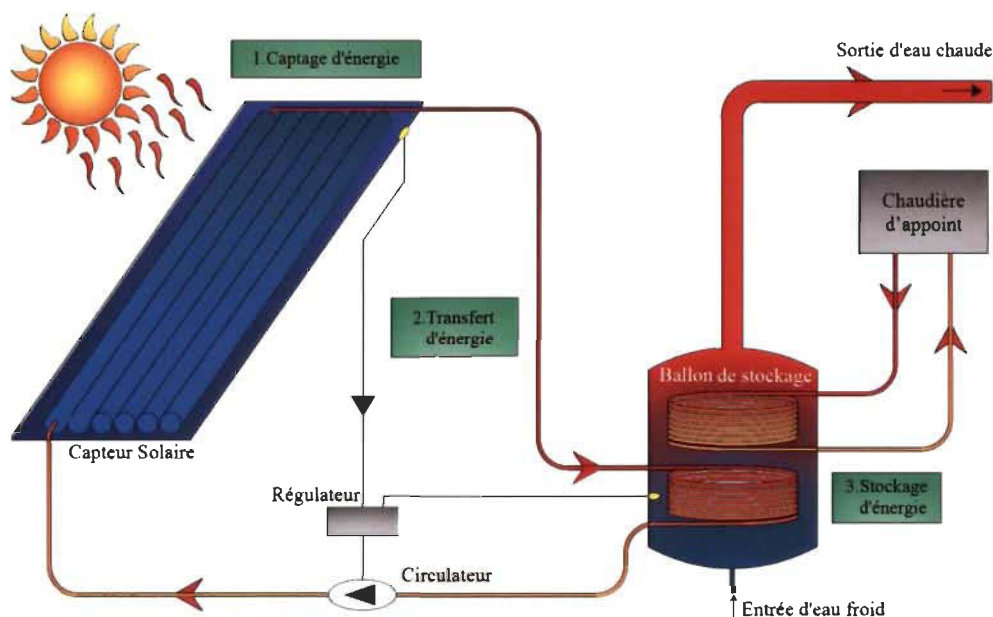


Figure 2.4 – Chauffe-eau Solaire

2.4.2.2 Chauffe-eau au gaz

Le chauffe-eau au gaz peut être trouvé soit avec réservoir ou instantané. Sa particularité est que la source d'énergie de chauffage provient du gaz naturel. À partir d'un brûleur localisé au fond du chauffe-eau, l'eau est chauffée. En gros, l'élément chauffant qui compose le chauffe-eau au gaz est un brûleur, accompagné d'un ventilateur et d'une cheminée. Ces derniers permettent de récolter les émissions toxiques du brûleur et les conduire vers l'extérieur, typiquement à travers le toit.

En ce qui concerne le chauffe-eau au gaz avec réservoir, un thermostat détecte la température de l'eau afin de contrôler la livraison de carburant au brûleur, lequel est allumé par un système d'allumage à étincelle [32]. D'autre part, le chauffe-eau au gaz instantané a un capteur qui détecte le débit d'eau froide qui, à son tour, donne le démarrage du processus de chauffage. Ainsi, le brûleur au gaz transmet la chaleur à l'échangeur de chaleur à travers lequel l'eau froide provenant de l'aqueduc municipal passe. Dans les zones où le gaz naturel est disponible, la présence du chauffe-eau au gaz comme système de chauffage de l'eau est moins coûteuse que le chauffe-eau électrique. Cependant, le système exige une ventilation adéquate pour éliminer les gaz de combustion en toute sécurité [15]. Finalement, le chauffe-eau au gaz instantané est détaillé dans la Figure 2.5 [27].

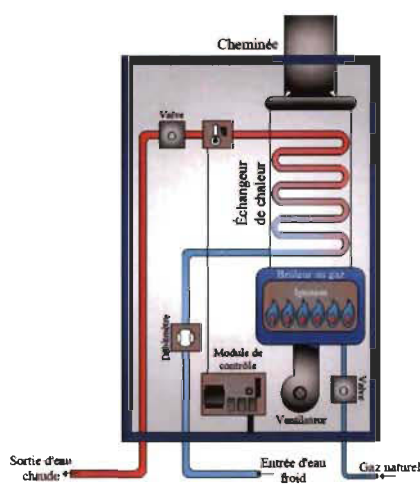


Figure 2.5 – Chauffe-eau au Gaz instantané

2.4.2.3 Chauffe-eau thermodynamique

Le chauffe-eau thermodynamique utilise comme système de chauffage de l'eau une pompe à chaleur air/eau. Le chauffe-eau thermodynamique emploie l'énergie électrique pour le transfert de la chaleur au réservoir plutôt que de chauffer l'eau du réservoir [15]. En conséquence, le chauffe-eau thermodynamique est considérablement plus énergiquement efficace.

Essentiellement, le fonctionnement du chauffe-eau thermodynamique est fondé sur la pompe à chaleur. La pompe à chaleur air/eau capte l'énergie provenant de l'air. Elle est composée de quatre éléments principaux : un évaporateur, un compresseur, un condensateur et un détendeur [33].

En somme, le processus de chauffage du chauffe-eau thermodynamique peut être résumé en trois étapes :

1. Les calories de l'environnement extérieur sont captées à partir de l'évaporateur, lequel récupère la chaleur de l'air en passant de l'état liquide d'un fluide frigorigène [33] à un état d'ébullition [34].
2. Le compresseur absorbe la vapeur créée, la comprime et la chauffe, pour ensuite la transférer à haute pression vers le condenseur [34].
3. Le condensateur donne la chaleur au réservoir de stockage de l'eau (transfert d'énergie).

Le chauffe-eau thermodynamique a une bonne performance durant l'été puisque l'air de l'environnement est chaud, cependant, c'est pas le cas au Québec. En même temps, il aide à réduire la consommation de l'air climatisé, étant donné qu'il capte les calories de l'ambiance extérieure. La Figure 2.6 montre le chauffe-eau thermodynamique et le fonctionnement d'une pompe à chaleur [33, 34].

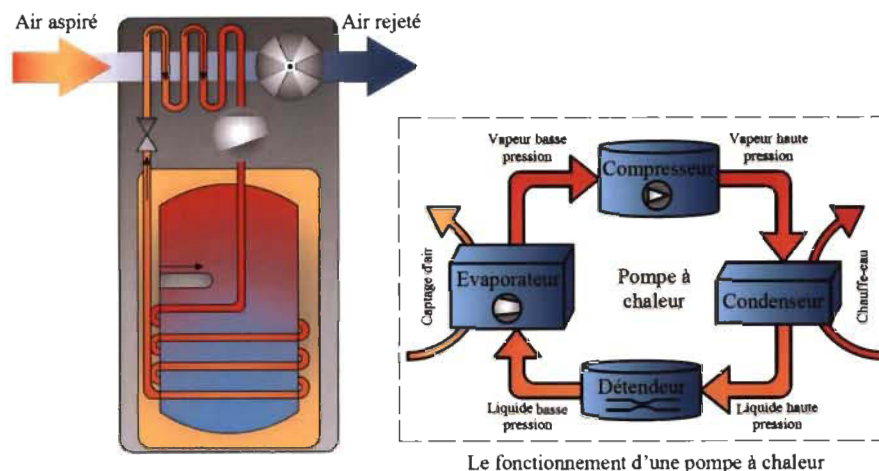


Figure 2.6 – Chauffe-eau thermodynamique et le fonctionnement d'une pompe à chaleur

2.4.2.4 Chauffe-eau électrique

Le chauffe-eau électrique utilise l'énergie électrique pour chauffer l'eau. Il est plus fréquent de trouver des chauffe-eau électriques avec réservoir que sans réservoir. Le chauffe-eau électrique instantané n'est pas très efficace dans les pays avec de forts hivers, où la température d'eau qui vient de l'aqueduc municipal est trop basse et demande de beaucoup d'énergie pour être chauffée instantanément.

La principale caractéristique d'un chauffe-eau électrique est la présence des éléments chauffants. Les éléments chauffants produisent la chaleur à partir de l'effet Joule généré pour le passage du courant électrique dans un matériau conducteur, tel qu'une résistance électrique. Généralement, les éléments chauffants principaux ont une puissance nominale comprise entre 3 et 5.5 kW [35]. La quantité des éléments dépend du système. Il est possible de trouver des chauffe-eau électriques avec un, deux ou trois éléments.

Le chauffe-eau à un ou deux éléments est le plus installé dans les maisons, alors que les chauffe-eau à trois éléments font partie de la nouvelle technologie de systèmes de chauffage de l'eau. Par rapport au chauffe-eau d'un ou deux éléments, la quantité des éléments chauffants et sa puissance nominale dépendent de la taille du réservoir. Cependant, dans le chauffe-eau à deux éléments, les éléments sont contrôlés à l'aide de deux thermostats

avec une configuration maître/esclave [36], où l'élément supérieur a une priorité sur l'élément inférieur. Ce dernier sera activé si l'élément supérieur est inactif, c'est-à-dire que les deux éléments ne peuvent pas travailler simultanément [35].

D'autre part, le chauffe-eau à trois éléments dispose des éléments de différente puissance nominale, lesquels permettent de garder la température uniformément dans le réservoir. Dans ce système, les éléments du bas et du milieu peuvent travailler simultanément. Cependant, l'élément supérieur a une priorité sur les autres deux. Finalement, la Figure 2.7 montre un chauffe-eau électrique typique à deux éléments.

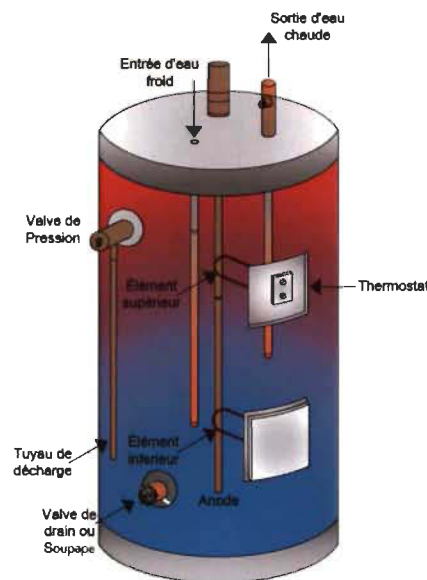


Figure 2.7 – Chauffe-eau électrique à deux éléments

2.4.3 Chauffe-eau électrique au Canada et au Québec

Le Canada est l'un des pays avec la plus grande consommation d'énergie par habitant au monde, tel que représentée sur la Figure 2.8 [12]. Les provinces du Québec et de l'Ontario, représentent 35% et 27% de la consommation d'électricité au Canada respectivement [13].

En ce qui concerne le Québec, à cause des périodes de froid extrême, l'utilisation de chauffage est indispensable, et donc est la source principale de la génération de pointes de consommation. D'autre part, étant donné que plus du 90% de foyers au Québec se servent des

chauffe-eau électriques comme système de chauffage de l'eau [36], le chauffe-eau résidentiel contribue en grande partie à l'augmentation de la pointe de consommation électrique.

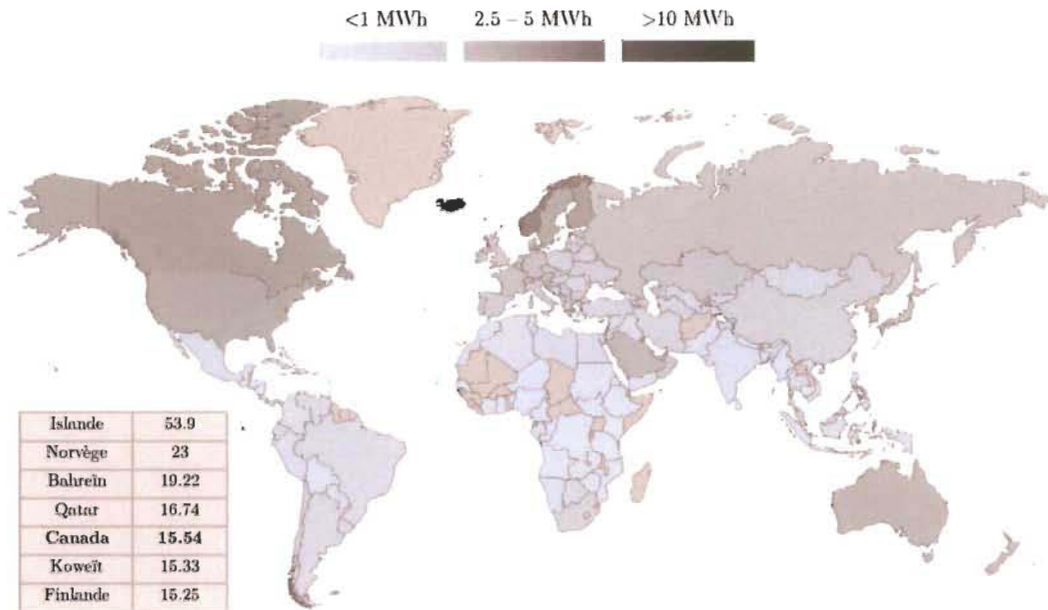


Figure 2.8 – Consommation d'énergie moyenne annuelle par habitant en 2014 (MWh/personne)

Environ 7.8% de la pointe de demande électrique enregistrée au Québec en 2011 est générée par la puissance totale des chauffe-eau électriques [37]. La Figure 2.9 montre la répartition de la consommation d'énergie dans le secteur résidentiel au Québec [38]. On remarque que le chauffage de l'eau constitue la deuxième charge la plus énergivore dans les foyers Québécois.

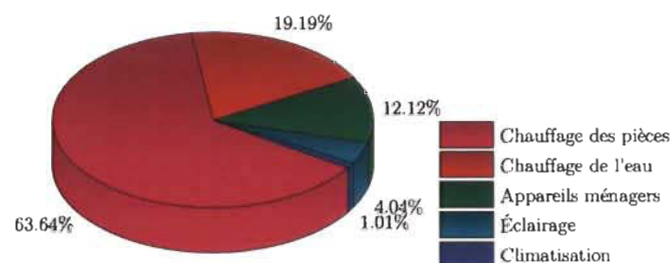


Figure 2.9 – Répartition de la consommation d'énergie par habitant dans le secteur résidentiel-2013 au Québec

2.4.4 Problématique et particularités du chauffe-eau électrique

Généralement les chauffe-eau électriques maintiennent l'eau à une température prédéterminée. Notamment, le point de consigne spécifié dans les thermostats est compris entre 43°C - 77°C [39]¹, tout cela afin de prévenir les brûlures, la dégradation prématurée du système et empêcher la prolifération des bactéries comme la Legionella [16].

La légionellose est une maladie produite par la présence d'une bactérie (Legionella). «*La bactérie se reproduit facilement dans l'eau stockée à une température entre 25°C et 42°C* » [16]. Les chauffe-eau électriques sont donc susceptibles à la contamination par la Legionella, en raison de la différence de température de l'eau stockée entre la partie supérieure et le fond du réservoir.

La stratification de température dans le chauffe-eau électrique est due au fonctionnement du système et l'effet de transfert de chaleur par convection. Lorsque l'eau est chauffée, l'eau plus chaude du fond du réservoir est moins dense et, par conséquent, se dirige vers le haut. En même temps, l'eau plus froide dans le réservoir est plus dense et va couler vers le bas où elle est ensuite chauffée. Ainsi, il y aura toujours une différence de températures entre l'eau de la partie supérieure et l'eau de la partie inférieure [40].

2.5. Analyses et synthèse des revues

Les principes de fonctionnement des chauffe-eau ont été exposées. De même, l'accent a été mis sur l'utilisation du chauffe-eau comme une charge contrôlable, dans la gestion. Ainsi, les considérations générales du chauffe-eau et les types principaux dans le marché ont été étudiés.

En considérant le Québec comme cas d'étude, la recherche a été concentrée dans les systèmes de chauffage de l'eau plus utilisées dans les foyers québécois, ce qui correspond

1. La plupart des fabricants recommandent de maintenir les thermostats entre 50 à 60 °C, afin d'éviter une détérioration prématurée du chauffe-eau électrique et réduire risque de brûlures [39].

aux chauffe-eau électriques. Les chauffe-eau électriques sont des moyens pour la gestion de la demande électrique qui attirent l'attention dans les programmes d'efficacité énergétique. Notamment, par sa capacité de stockage d'énergie et pour être un des systèmes le plus utilisés et déjà existants dans les maisons.

En connaissant les particularités et la problématique générale du chauffe-eau électrique par rapport à la propagation de la Légionelle, il permet d'établir les contraintes à tenir en compte dans le processus de gestion.

Chapitre 3- Modélisation du chauffe-eau électrique

Le développement de modèles de système de chauffe-eau électrique est une phase importante dans le processus de conception des stratégies de gestion. Les programmes de DSM nécessitent des modèles rigoureux qui fournissent suffisamment d'information par rapport aux effets thermodynamiques de l'eau quand les éléments chauffants changent d'état (marche/arrêt). Dans la littérature, plusieurs travaux ont présenté différents types de modèles de chauffe-eau, particulièrement les modèles boîte grise et boîte blanche (modèle physique) puisque ces types de modèles offrent une connaissance détaillée du comportement interne du système.

Ce chapitre présente les principaux modèles de chauffe-eau électrique développés, ses caractéristiques et particularités. De même, il présente le processus d'estimation de paramètres physiques du modèle. Finalement, la mise en œuvre des modèles de chauffe-eau électrique sélectionnés dans le cadre du projet, leur simulation et validation expérimentale sont détaillées.

3.1. Introduction

Plusieurs approches de modélisation de chauffe-eau électrique ont été introduites. Cependant, certains modèles peuvent représenter la dynamique thermique du système et d'autres sont utilisées pour estimer les besoins en énergie et la consommation d'eau chaude [41]. Afin de simuler la dynamique thermique et l'énergie stockée d'un système de chauffage d'eau électrique, les modèles dynamiques offrent des meilleurs résultats.

Généralement, les modèles dynamiques sont basés sur des notions physiques ou semi-physiques. Néanmoins, d'autres sont construits en utilisant des données d'entrée et de

sortie sans tenir compte de la dynamique thermique détaillée ; ceux-ci sont connus sous le nom de « modèles boîte noire ». Ce type de modélisation est concentré sur la recherche de la relation entre les variables d'entrée et de sortie [41] ; ce sont donc des modèles empiriques. Les modèles physiques ou « boîte blanche », sont pour la plupart fondés sur des principes thermodynamiques, tels que l'analyse du bilan énergétique en utilisant des hypothèses simplificatrices. Leur développement requiert une quantité considérable de connaissances du fonctionnement interne du système.

D'autre part, les modèles semi-physiques ou «boîte grise» utilisent la structure mathématique des modèles physiques et effectuent l'estimation des paramètres à l'aide de systèmes de mesure [42]. Ils peuvent être définis comme une combinaison de modèles boîte blanche et boîte noire. La Figure 3.1 montre un aperçu des principales caractéristiques des modèles boîte blanche, boîte grise et boîte noire [41, 43].

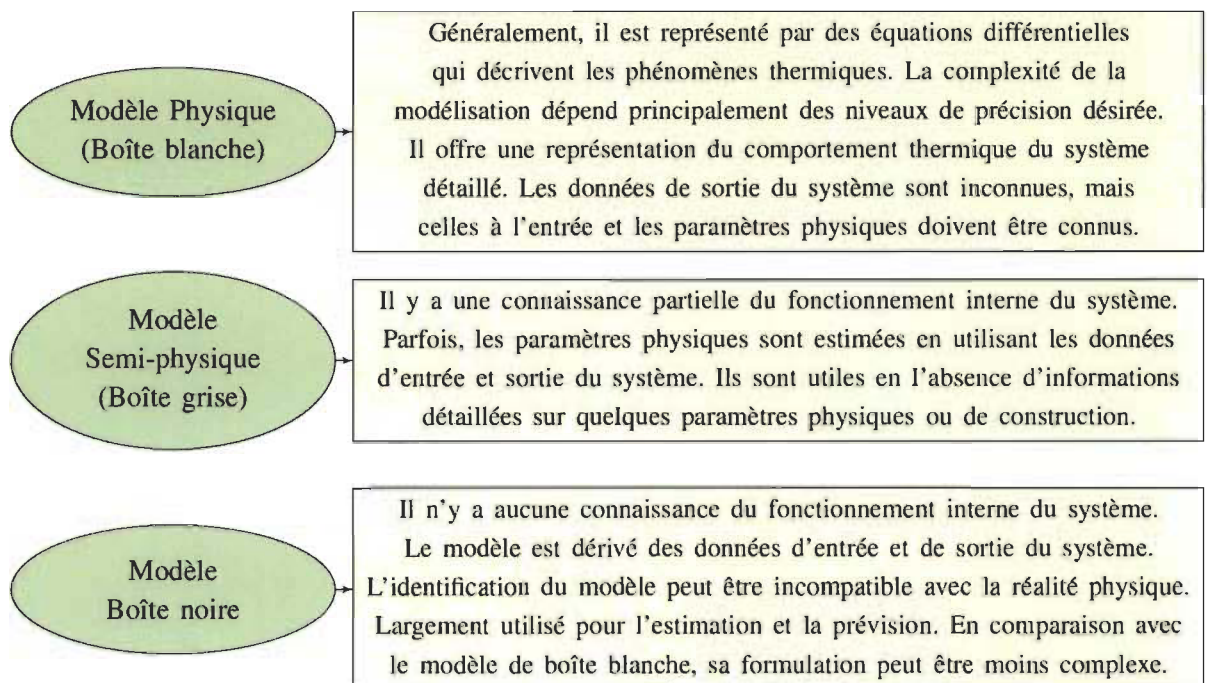


Figure 3.1 – Aperçu sur les modèles boîte blanche, boîte grise et boîte noire

Les modèles plus couramment utilisés dans les processus d'optimisation sont les modèles physiques car ils offrent une connaissance détaillée de la structure interne du système.

3.2. Modèles du chauffe-eau électrique

Tel que mentionné précédemment, les modèles physiques permettent d'expliquer en détail la dynamique interne du système. De nombreux modèles de chauffe-eau physiques ont été proposés. En général, ces études sont fondées sur l'analyse de la conservation de l'énergie. Donc, une exploration du comportement thermique du stockage de l'eau dans un réservoir est réalisée.

Certains modèles représentent le chauffe-eau en tant que système d'une seule masse en utilisant un seul élément chauffant. D'autres modèles physiques formulent une analyse de flux fondée sur la stratification thermique que ce soit en considérant trois zones thermiques principales ou un nombre différent de zones.

Trois phénomènes principaux doivent être examinés dans le développement du modèle :

1. Le chauffage de l'eau dans le réservoir ;
2. Le refroidissement naturel de l'eau ;
3. La consommation d'eau chaude.

En outre, le modèle doit permettre de connaître le comportement de la température de l'eau interne et de sortie, ainsi que la quantité d'énergie et puissance consommée pour le chauffe-eau électrique. Tout cela pour un profil de consommation d'eau chaude spécifique.

3.2.1 *Modèle à une seule masse*

Cette approche de modélisation est fondée sur la représentation simple du chauffe-eau électrique comme une masse d'énergie parfaitement mélangée. Par conséquent, la température de l'eau est assumée uniforme dans tout le réservoir. Ainsi, le transfert de chaleur par convection du fluide est négligeable. En outre, l'une des hypothèses les plus importantes considérées dans ce modèle concerne les éléments chauffants. Bien que

le chauffe-eau peut avoir plusieurs éléments chauffants, sa configuration interne (maître / esclave) ne permet qu'un seul élément en fonctionnement et aussi donc, un seul thermostat de contrôle de température.

En résumé, le modèle à une seule masse est fondé sur deux hypothèses principales :

1. Les éléments chauffants sont représentés par un seul élément situé au centre du réservoir ;
2. L'eau est parfaitement mélangée dans le réservoir. Par conséquent, il n'existe qu'une variable de température dans tout le réservoir.

La Figure 3.2 montre le diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique à une seule masse.

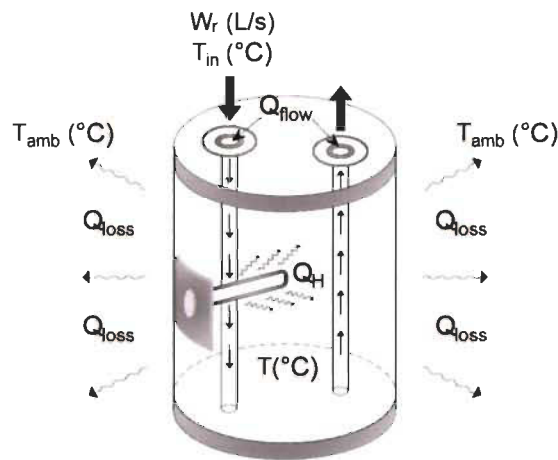


Figure 3.2 – Diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique à une seule masse.

De la Figure 3.2, la température de l'eau est déterminée par l'équation de l'équilibre énergétique dans le réservoir, calculée de la manière suivante [44, 45, 46, 47, 48] :

$$C_p \frac{dT}{dt} = Q_{flow} + Q_{loss} + Q_H \quad (3.1)$$

Où C_p représente la capacité thermique du réservoir ($J/°C$), T est la température de l'eau dans le réservoir ($°C$), Q_{flow} représente la chaleur échangée du système dans chaque extraction/injection d'eau chaude et froide, Q_{loss} les pertes de chaleur par convection naturelle

liées à la température ambiante. Finalement, Q_H symbolise l'énergie fournie par l'élément chauffant. Cette dernière est constante pendant l'activation de l'élément chauffant et dépend de sa puissance P_w . Les éléments de l'équation 3.1 sont examinés plus en détail ci-dessous :

$$\begin{aligned} Q_{flow} &= \rho W_r c_p (T_{in} - T) \\ Q_{loss} &= G(T_{amb} - T) \\ Q_H &= P_w * St \end{aligned} \tag{3.2}$$

Où W_r est le débit d'eau par utilisation d'eau chaude par heure (L/h), c_p est la chaleur spécifique de l'eau équivalente à 4190 (J/kg°C). T_{in} et T_{amb} correspondent à la température d'entrée de l'eau froide et à la température ambiante (°C) respectivement. G est le coefficient de pertes de chaleur du réservoir d'eau avec l'environnement (W/°C). Finalement, St représente l'état de l'élément chauffant (1 : en marche, 0 : en arrêt). À partir des équations 3.1 et 3.2 le bilan énergétique peut être défini comme suit :

$$C_p \frac{dT}{dt} = \rho W_r c_p (T_{in} - T) + G(T_{amb} - T) + Q_H \tag{3.3}$$

3.2.2 Modèle stratifié

Les modèles stratifiés des chauffe-eau électriques présentent une analyse de flux fondée sur la stratification thermique, que ce soit en considérant des zones thermiques principales ou un nombre différent de couches. Essentiellement, quatre phénomènes provoquant un changement thermique dans la température interne de l'eau sont présents dans les modèles stratifiés, soit :

- le chauffage de l'eau dans le réservoir par les éléments chauffants
- le refroidissement naturel de l'eau
- la consommation d'eau chaude

— le transfert interne de chaleur par conduction.

Le modèle stratifié à trois zones thermiques considère le chauffe-eau électrique comme un réservoir de stockage d'eau divisé en trois principales régions thermiques : la zone de chaleur, la zone de mélange et la zone froide, tel que montré à la Figure 3.3.

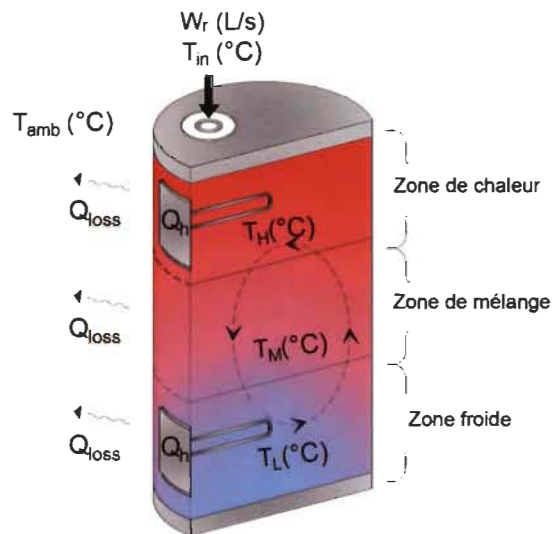


Figure 3.3 – Diagramme schématisé du modèle de chauffe-eau électrique stratifié en zones thermiques

La zone de chaleur correspond à la région de sortie d'eau chaude où l'on s'attend que l'eau soit toujours chaude. La zone froide est liée à la région d'entrée de l'eau froide, en raison du contact direct avec l'eau froide qui provient de l'aqueduc municipal, l'eau de cette zone du réservoir sera plus froide. La zone de mélange est établie entre la zone de chaleur et la zone froide, où l'eau chaude et l'eau froide sont en mélange continu. À l'intérieur de cette région, la température de l'eau devrait être plus chaude que la zone froide, mais évidemment plus froide que la zone de chaleur.

Trois hypothèses majeures sont utilisées afin de développer les modèles stratifiés à trois zones thermiques :

1. L'eau dans chaque zone est parfaitement mélangée
2. Les éléments chauffants sont positionnés tel qu'il y en a un au milieu de la zone

de chaleur et l'autre au milieu de la zone froide, avec priorité de fonctionnement à l'élément supérieur

3. Les pertes de chaleur sont définies pour chaque zone, ce qui permet de tenir compte de l'effet des irrégularités dans le réservoir [49].

La température dans chaque zone est estimée en résolvant simultanément l'équation 3.4 du bilan énergétique pour les trois zones définies du réservoir.

$$m_{zone} C_{p,zone} \frac{dT_{zone}}{dt} = Q_{flow,zone} + Q_{loss,zone} + Q_{f,zone} + Q_{H,zone} \quad (3.4)$$

L'équation 3.4 est définie pour chaque zone thermique, comme suit :

- Zone de chaleur

$$C_{p1} \frac{dT_H}{dt} = \rho W_r c_p (T_M - T_H) + G_{sc1} (T_{amb} - T_H) + Q_{f1} + Q_{h1} \quad (3.5)$$

$$Q_{f1} = K_{s2} T_M - K_{s1} T_H$$

- Zone de mélange

$$C_{p2} \frac{dT_M}{dt} = \rho W_r c_p (T_L - T_M) + G_{sc2} (T_{amb} - T_M) + Q_{f2} \quad (3.6)$$

$$Q_{f2} = K_{s1} T_H + K_{s3} T_L - K_{s2} 2T_M$$

- Zone froide

$$C_{p3} \frac{dT_L}{dt} = \rho W_r c_p (T_M - T_L) + G_{sc3} (T_{amb} - T_L) + Q_{f3} + Q_{h2} \quad (3.7)$$

$$Q_{f3} = K_{s2} T_M - K_{s3} T_L$$

Où T_M est la température de la zone de mélange, T_H correspond à la température de la zone de chaleur et T_L est la température de la zone froide. $G_{sc,zone}$ est le coefficient de pertes de chaque zone du réservoir d'eau et l'environnement, 1 étant la zone de chaleur, 2 la zone de mélange et 3 la zone froide. $Q_{f,zone}$ est la chaleur échangée entre les zones du réservoir par conduction du débit massique d'eau dans chaque zone. $K_{s,zone}$ est le coefficient de conduction du débit massique de l'eau dans chaque zone.

Le modèle stratifié en plusieurs couches considère essentiellement le chauffe-eau électrique comme un réservoir divisé en S couches, souvent de même volume, comme indiqué à la Figure 3.4. De cette façon, le modèle stratifié en zones thermiques peut-être considéré comme un modèle stratifié en trois couches. Un haut niveau de stratification permet une précision élevée du modèle et une meilleure observation du comportement interne de l'eau. Cependant, la simulation de plusieurs chauffe-eau en même temps peut demander un temps de calcul trop long, ce qui peut poser problème dans la proposition du système de gestion.

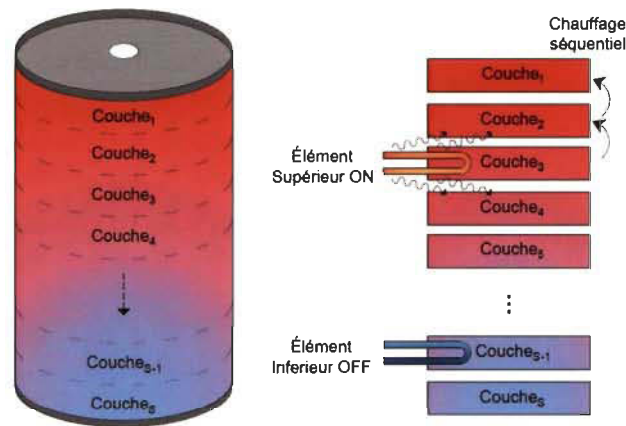


Figure 3.4 – Diagramme schématique du modèle de chauffe-eau électrique stratifié en plusieurs couches

Le modèle stratifié représente le chauffage électrique donné par les éléments chauffants de façon séquentielle. De cette manière, l'énergie de l'élément chauffant est calculée jusqu'à ce que la dernière couche a atteint la température de consigne (Figure 3.4). La température de chaque couche T_s est déterminée par l'énergie stockée dans chaque segment au moment t . En résolvant l'équation du bilan énergétique (3.8) pour S couches simultanément [42], la dynamique thermique de toutes les couches est estimée.

$$m_s c_{pw} \frac{dT_s}{dt} = Q_{loss,s} + Q_{f,s} + Q_{flow,s} + Q_{h,s} \quad (3.8)$$

$Q_{h,s}$ est l'ajout de chaleur par les éléments de chauffage lorsqu'ils sont actifs dans la couche S . L'échange de chaleur entre chaque couche due au phénomène de conduction $Q_{f,s}$

dépend de la position de chaque couche, comme décrit ci-dessous :

$$Q_{f,s} = \begin{cases} K_s(T_{s+1} - T_s) & \text{si } s = 1 \\ K_s(T_{s-1} - T_s) & \text{si } s = S \\ K_s(T_{s+1} + T_{s-1} - 2T_s) & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.9)$$

Le reste des transferts de chaleur (l'échange de chaleur entre chaque couche et l'environnement $Q_{loss,s}$ et le transfert de chaleur dû à l'extraction de l'eau $Q_{flow,s}$), dans l'équation (3.8) est calculé respectivement comme suit [42] :

$$Q_{loss,s} = G_s(T_{amb} - T_s) \quad (3.10)$$

$$Q_{flow,s} = \begin{cases} W_s(T_{in} - T_s) & \text{si } s = S \\ W_s(T_{s-1} - T_s) & \text{autrement} \end{cases} \quad (3.11)$$

3.2.3 Cadre d'analyses-comparaison des modèles

En considération de ce qui précède, chaque modèle de chauffe-eau électrique étudié possède distinctes particularités et modalités d'application, aussi bien avantageuses que parfois défavorables quant à sa mise en œuvre dans les techniques de gestion de la demande.

Le Tableau 3.1 résume les avantages et désavantages considérés pour l'utilisation de chaque modèle exposé antérieurement.

Tableau 3.1 – Cadre d’analyse des modèles de chauffe-eau électrique

	MODÈLE À UNE SEULE MASSE	MODÈLE STRATIFIÉ
Désavantages	<ul style="list-style-type: none"> -Le transfert interne de chaleur par convection n’est pas considéré. -Le modèle sera difficile à conditionner pour un chauffe-eau électrique à trois éléments, étant donné que deux éléments peuvent fonctionner simultanément, contrairement au chauffe-eau électrique à un ou deux éléments. -La température de l’eau est assumée comme étant la même dans tout le réservoir d’eau, ce qui réduit son exactitude au comportement réel de la température de l’eau. 	<ul style="list-style-type: none"> -Il est plus complexe à mettre en œuvre. - Un niveau de stratification élevé permet une précision plus élevée. -Le temps de calcul est plus élevé.
Avantages	<ul style="list-style-type: none"> -Le modèle est facile à comprendre et à mettre en œuvre. -Il existe plusieurs informations dans la littérature. -Le temps de calcul est court. 	<ul style="list-style-type: none"> -Considère le transfert interne de chaleur par convection. -Sa précision est plus élevée. -Le modèle est facilement ajustable pour le chauffe-eau électrique à un, deux et trois éléments.

3.3. Estimation de paramètres physiques du modèle

Afin de donner une représentation précise de la dynamique de la température intérieure de l’eau, les modèles de chauffe-eau électriques ont besoin de la connaissance de plusieurs coefficients physiques de l’eau et aussi des paramètres physiques du chauffe-eau électrique. Certains des paramètres physiques des modèles de chauffe-eau électriques peuvent être considérés comme constants, puisque leurs variations sont négligeables pour les conditions physiques de la présente étude, par exemple : les propriétés physiques de l’eau. Néanmoins, concernant les paramètres thermiques du modèle comme par exemple : la valeur du coefficient de pertes, la capacité calorifique du réservoir ou, dans le cas du modèle stratifié, le coefficient de conductivité dans chaque région, il n’existe aucune connaissance précise de leurs valeurs. Par conséquent, un processus d’estimation de paramètres pour chaque modèle

est nécessaire.

Il existe de nombreuses techniques spéciales utilisées pour l'estimation des paramètres, la plupart d'entre elles utilisent des données expérimentales. Avec les données expérimentales obtenues à l'aide du banc d'essai développé (voir l'annexe C), deux méthodes d'estimation de paramètres physiques pour les deux modèles typiques de chauffe-eau électriques, expliquées à la section 3.2, ont été étudiées.

La première méthode est fondée sur le calcul des temps de marche/arrêt des éléments chauffants lorsqu'il n'y a pas de consommation, la deuxième méthode utilise le filtre de Kalman étendu (EKF pour *Extended Kalman Filter* en anglais) pour estimer les états et les paramètres physiques.

3.3.1 *Modèle à une seule masse : estimation des paramètres en utilisant les mesures de la puissance du chauffe-eau électrique.*

La méthode d'estimation des paramètres du chauffe-eau électrique proposée en [47, 50] a été utilisée pour trouver les paramètres physiques pour le modèle à une seule masse.

Le processus d'identification est fondé sur l'estimation de la durée maximale en arrêt et le temps minimum de marche des éléments chauffants quand il n'y a pas de consommation d'eau chaude. Étant donné que la configuration des éléments chauffants ne permet pas le fonctionnement des deux éléments en même temps quand il n'y a pas de consommation d'eau chaude, seul l'élément inférieur sera activé, comme il en ressort de la Figure 3.5. Une solution possible de l'équation différentielle 3.1 est donnée par l'équation 3.12 [46, 47, 50] :

$$T(t) = T(t_0)e^{-(t-t_0)/\tau} + A(1 - e^{-(t-t_0)/\tau}) \quad (3.12)$$

Où :

$$\tau = \frac{Cp}{G + \rho c_p W_r} \quad A = \frac{GT_{amb} + \rho c_p W_r T_{in} + Q_h}{G + \rho c_p W_r}$$

Considérant que la consommation d'eau chaude est nulle ($W_r = 0$), l'équation 3.12 est équivalente à l'équation 3.13 [50] :

$$T(t) = T(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)G}{C_p}} + (T_{amb} + \frac{Q_h}{G})(1 - e^{-\frac{(t-t_0)G}{C_p}}) \quad (3.13)$$

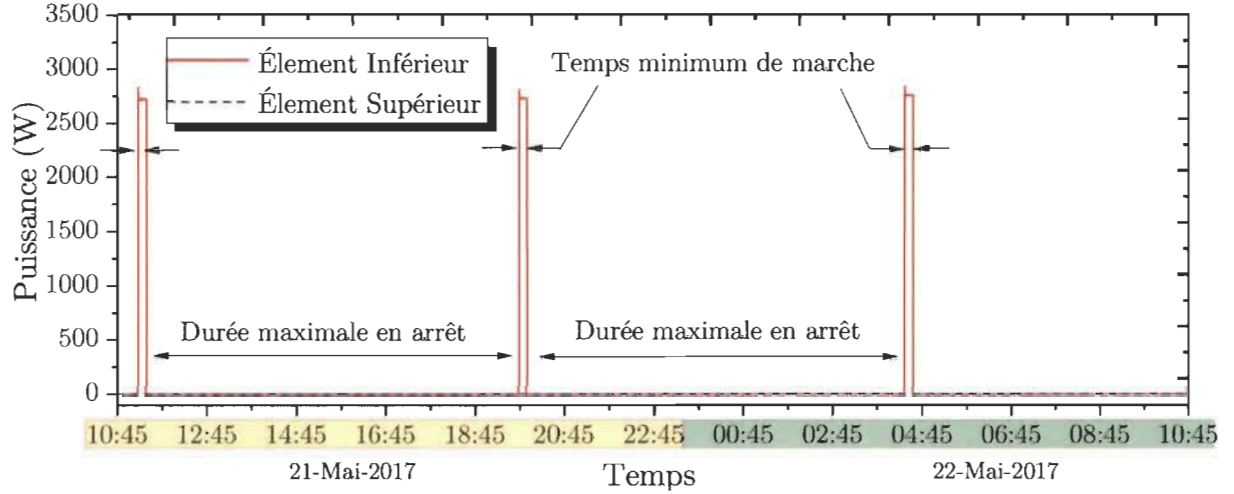


Figure 3.5 – Profil de puissance des éléments chauffants avec une consommation d'eau chaude nulle ($W_r = 0$). (Données mesurées pour 24 heures)

Le système marche/arrêt des éléments chauffants dépend de la température de consigne fixée dans les thermostats. Étant donné que le modèle à une seule masse considère la présence d'un seul élément chauffant dans le réservoir, la température de consigne a été définie ainsi :

- Température de mise en marche (T_{on}) : 55 °C.
- Température d'arrêt (T_{off}) : 60 °C.

En outre, lorsque l'élément chauffant est en marche, $Q_h = P_w$, sinon $Q_h = 0$. Conformément à ce qui précède et en utilisant l'équation 3.13, la température d'allumage (T_{on}) et la température d'arrêt (T_{off}) peuvent être calculées comme suit [47, 50] :

$$T_{on} = T_{off}e^{-t_{off}^{max}G/C_p} + T_{amb}(1 - e^{-t_{off}^{max}G/C_p}) \quad (3.14)$$

$$T_{off} = T_{on}e^{-t_{on}^{min}G/C_p} + (T_{amb} + \frac{P_w}{G})(1 - e^{-t_{on}^{min}G/C_p}) \quad (3.15)$$

Où t_{off}^{max} et t_{on}^{min} sont la durée maximale en arrêt et le temps minimum d'allumage de l'élément, respectivement. G et C_p peuvent être estimées à partir des équations 3.14 et 3.15 :

$$G = \frac{P_w(\Delta - 1)}{\Delta(T_{off} - T_{amb}) - (T_{on} - T_{amb})} \quad (3.16)$$

$$C_p = G \left(\frac{t_{off}^{max}}{\log(T_{off} - T_{amb}) - \log(T_{on} - T_{amb})} \right) \quad (3.17)$$

Où :

$$\Delta = \left(\frac{T_{off} - T_{amb}}{T_{on} - T_{amb}} \right)^{t_{on}^{min} / t_{off}^{max}}$$

La variation de la température de l'eau et la puissance électrique des éléments chauffants ont été mesurées pendant différents jours à une consommation d'eau chaude nulle. Les données mesurées permettent d'estimer la durée maximale en arrêt et le temps minimum de marche de l'élément. Par ailleurs, il est possible d'identifier la température dans trois zones spécifiques du chauffe-eau électrique (zone de chaleur, zone de mélange et zone froide) à laquelle l'élément change d'état (Figure 3.6).

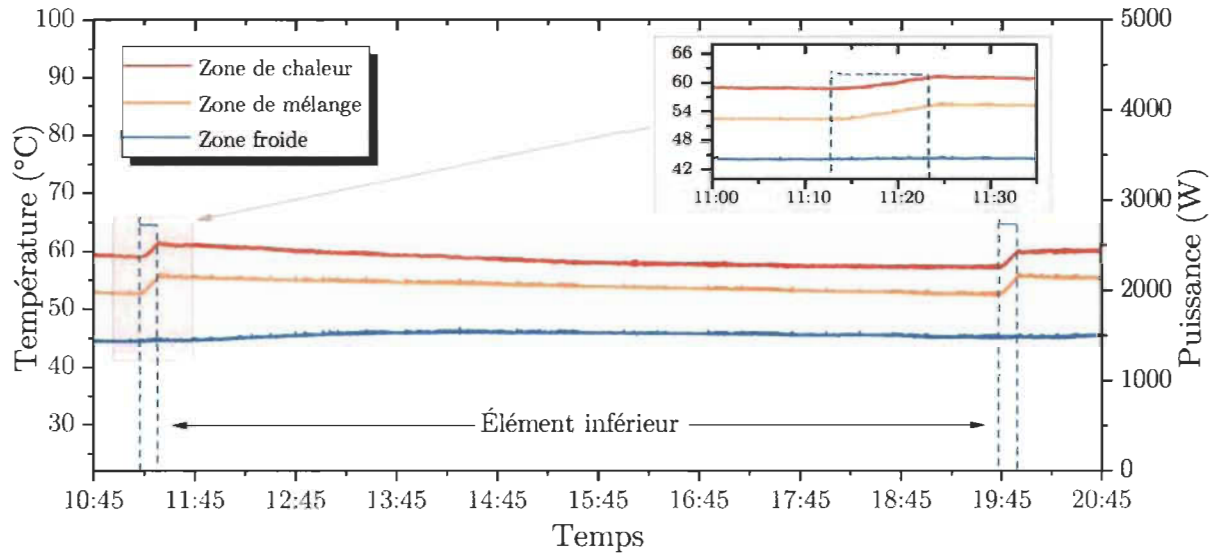


Figure 3.6 – Profil de puissance des éléments chauffants et température d'eau avec une consommation de l'eau chaude nulle ($W_r = 0$). (Données mesurées sur 24 heures)

Le Tableau 3.2 montre les valeurs estimées de t_{off}^{max} et t_{on}^{min} calculées en utilisant des

données expérimentales de six jours différents. De même, les valeurs de G et de C_p sont estimées en appliquant les équations 3.16 et 3.17.

Tableau 3.2 – Valeurs estimées de t_{off}^{max} , t_{on}^{min} , G et C_p

	t_{on}^{min} (minutes)	t_{off}^{max} (minutes)	G (J/°C)	C_p (J/°C)
1	12.9167	10.4094	1.5796	7.59E5
2	12.3667	11.0756	1.4243	7.28E5
3	13.1333	11.0797	1.5103	7.73E5
4	12.2333	11.0953	1.4068	7.21E5
5	12.4667	10.7194	1.4824	7.34E5
Moyenne	12.9167	10.4094	1.5796	7.59E5

3.3.2 Modèle stratifié : Estimation des paramètres en utilisant le filtre de Kalman étendu (EKF)

La non-linéarité du système implique la mise en place de méthodes d'estimation de paramètres itératives. Plusieurs outils peuvent être utilisés pour estimer les paramètres dans systèmes non-linéaires, tels que : la méthode de Newton, l'algorithme du gradient, la méthode des moindres carrés, le filtre de Kalman étendu (EKF), etc [51]. Étant donné que la recherche de la meilleure méthode d'estimation n'est pas l'objet de recherche, l'estimation de paramètres physiques pour le modèle de chauffe-eau électrique stratifié a été réalisée en utilisant le filtre de Kalman étendu (EKF).

En se basant sur les données de températures d'eau mesurées à trois points du chauffe-eau électrique, le modèle de chauffe-eau électrique est stratifié en trois zones thermiques pour le processus d'estimation. Le but principal est d'estimer la capacité thermique $C_{p,zone}$, le coefficient de conduction du débit massique d'eau $K_{s,zone}$ et le coefficient de pertes de chaleur dans chaque zone du réservoir $G_{sc,zone}$.

Le modèle stratifié en zones thermiques décrites par les équations 3.4, 3.5, 3.6 et 3.7

peut s'écrire par une représentation d'état comme suit :

$$\frac{dT}{dt}(t) = A_d(\theta(t))T(t) + B_d(\theta(t))U_d(t) \quad (3.18)$$

Où :

$$A_d = \begin{bmatrix} (-\theta_1 - \theta_2)\theta_3 & \theta_5\theta_3 & 0 \\ \theta_2\theta_6 & (-\theta_4 - 2\theta_5)\theta_6 & \theta_8\theta_6 \\ 0 & \theta_5\theta_9 & (-\theta_7 - \theta_8)\theta_9 \end{bmatrix}$$

$$B_d = \begin{bmatrix} \theta_3 & 0 & \theta_1\theta_3 \\ 0 & 0 & \theta_4\theta_6 \\ 0 & \theta_9 & \theta_7\theta_9 \end{bmatrix}$$

$$T = \begin{bmatrix} T_H & T_M & T_L \end{bmatrix}^T$$

$$U_d = \begin{bmatrix} Q_1 & Q_2 & T_{amb} \end{bmatrix}^T$$

$$\theta = \begin{bmatrix} \theta_1 & \theta_2 & \theta_3 & \theta_4 & \theta_5 & \theta_6 & \theta_7 & \theta_8 & \theta_9 \end{bmatrix}^T =$$

$$[G_{sc1}, K_{s1}, 1/C_{p1}, G_{sc2}, K_{s2}, 1/C_{p2}, G_{sc3}, K_{s3}, 1/C_{p3}]^T \quad (3.19)$$

Le modèle d'état donné par l'équation 3.18 est décrit dans une représentation d'état de système non linéaire à temps discret conformément à l'équation 3.20.

$$\mathbf{T}(k) = f_{k-1}(\mathbf{T}_{k-1}, \mathbf{U}_{d_{k-1}}, \mathbf{w}_{k-1})$$

$$\mathbf{y}_k = h_k(\mathbf{T}_k, \mathbf{v}_k) \quad (3.20)$$

Où f_{k-1} est la fonction d'état discret, \mathbf{T}_{k-1} est le vecteur d'état discret, $\mathbf{U}_{d_{k-1}}$ est le vecteur d'entrées, \mathbf{y}_k est le vecteur de sorties et h_k représente la fonction de sortie discrète. De plus, \mathbf{w}_{k-1} et \mathbf{v}_k sont les vecteurs de bruit du processus et du bruit de mesure respectivement. Les deux sont considérés des bruits de type gaussien de moyenne nulle et de covariance \mathbf{Q}_k

et \mathbf{R}_k , respectivement.

En écrivant un nouveau système d'état augmenté, il est possible d'effectuer l'estimation des paramètres et des états simultanément. Par conséquent, le vecteur de paramètres θ (équation 3.19) est ajouté comme un nouvel état au modèle d'espace d'état ci-dessus. Donc, un nouveau système augmenté x_{a_k} est créé. Comme le montre l'équation 3.21.

$$x_{a_k} = \begin{bmatrix} T_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{k-1}(\mathbf{T}_{k-1}, \mathbf{U}_{d_{k-1}}, \mathbf{w}_{k-1}) \\ \theta_{k-1} + \mathbf{w}_{k-1} \end{bmatrix} \quad (3.21)$$

$$y_k = \mathbf{H}_k(x_{a_k}, v_k)$$

Où :

$$\mathbf{H} = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \end{bmatrix}, \mathbf{I} \text{ est la matrice identité et } \mathbf{0} \text{ est la matrice nulle.}$$

En utilisant le EKF, il est possible de réaliser l'estimation des paramètres des systèmes non linéaires en temps discret. L'objectif principal du EKF est d'effectuer la linéarisation du système non linéaire autour des estimations de la matrice des dérivées partielles Jacobiennes des états estimés courants. Donc, la matrice Jacobienne de l'équation 3.21 est définie :

$$\mathbf{F}(t) = \left. \frac{\partial f(\cdot)}{\partial x_a} \right|_{\hat{x}_a(t)} = \begin{bmatrix} A_d(\theta_k) & \frac{\partial (A_d(\theta_k)x_k + B_d(\theta_k)U_{d_k})}{\partial \theta} \\ \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{I}_{9 \times 9} \end{bmatrix} \quad (3.22)$$

Les termes de l'équation 3.22 sont détaillés dans l'annexe A.1.1. L'algorithme 3.1 présente la procédure d'estimation du EKF [52, 53]. Les valeurs initiales des paramètres estimés G_{sc_N} et C_{p_N} ont été définies par rapport aux résultats du Tableau 3.2, comme suit :

$$G_{sc_N} = \frac{\bar{G}}{3} \quad C_{p_N} = \frac{\bar{C}_p}{3}$$

Quant à K_{s_N} , sa valeur initiale est choisie comme étant une valeur aléatoire entre 0 – 0.9 ($J/^\circ C$). Les états initiaux estimés sont $T(0) = y(0)$. Finalement, avec $\beta = 10^4$, la valeur

initiale de la matrice de covariance de l'erreur est donnée par :

$$\mathbf{P}(0) = \begin{bmatrix} \mathbf{I}_{3 \times 3} & \mathbf{0}_{3 \times 9} \\ \mathbf{0}_{9 \times 3} & \beta \mathbf{I}_{9 \times 9} \end{bmatrix}$$

Algorithme 3.1 Filtre de Kalman étendu

```

1: Initialisation  $\hat{x}(0), \hat{\theta}(0), \mathbf{P}(0)$ 
2: Lire les mesures  $y_k = [y(1), y(2) \dots y(k)]$ 
3: Tant que Itération > 0
4:   Pour  $i \leftarrow 1, k$  calculer
5:     procedure MISE À JOUR
6:       État prédit
7:        $\hat{x}_k^- = A_d(\hat{\theta}_{k-1})\hat{x}_{k-1} + B_d(\hat{\theta}_{k-1})U_{d,k-1}$ 
8:        $\mathbf{F}(k)$ 
9:       Estimation prédite de la covariance
10:       $\mathbf{P}_k^- = \mathbf{F}_{k,k-1}\mathbf{P}_{k-1}\mathbf{F}_{k,k-1}^T + \mathbf{Q}_{k-1}$ 
11:      Matrice de gain de Kalman
12:       $\mathbf{G}_k = \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T [\mathbf{H}_k \mathbf{P}_k^- \mathbf{H}_k^T + \mathbf{R}_k]^{-1}$ 
13:      Covariance mise à jour  $\mathbf{P}_k = (\mathbf{I} - \mathbf{G}_k \mathbf{H}_k) \mathbf{P}_k^-$ 
14:      État mis à jour
15:       $\alpha_k = y_k - \mathbf{H}_k(\hat{x}_k^-, \hat{\theta}_k)$ 
16:       $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + \mathbf{L}_k y_k \cdot \alpha_k, \hat{\theta}_k = \hat{\theta}_k + \mathbf{N}_k y_k \cdot \alpha_k$ 
17:    Fin procedure
18:  Fin Pour
19: Jusqu'à Nombre d'itérations
Où :  $\mathbf{G}_k = [\mathbf{L}_k^T \quad \mathbf{N}_k^T]^T$ 
 $\hat{x}_k^-$  : Prédiction d'état ;
 $\hat{x}_k, \hat{\theta}_k$  : L'estimation de l'état  $\hat{x}$  et paramètre  $\hat{\theta}$  à l'instant  $k$ .
```

Le Tableau 3.3 et la Figure A.1 montrent les valeurs estimées de G_{scN} , C_{pN} et K_{sN} et la température estimée respectivement en utilisant le EKF.

Tableau 3.3 – Paramètres estimés en utilisant EKF

Paramètre	Zone de chaleur	Zone de mélange	Zone froide
$G_{scN} (W/^\circ C)$	0.5265	0.5263	0.5265
$K_{sN} (J/^\circ C)$	0.4134	0.4106	0.4123
$C_{pN} (J/^\circ C)$	2.531E5	2.531E5	2.531E5

3.4. La mise en œuvre des modèles de chauffe-eau électrique

En addition aux paramètres estimés dans la section 3.3, les modèles de chauffe-eau électrique ont besoin de certains paramètres d'entrée. Chaque paramètre utilisé dans le développement de ces modèles est détaillé de la manière suivante :

- *Paramètres techniques du chauffe-eau électrique*

Le chauffe-eau électrique disponible sur le marché québécois et le plus utilisé dans les foyers a une capacité nominale de 180 L ou 270 L (40 ou 60 gallons) [36]. Dans certains cas, on peut aussi trouver des réservoirs de 20, 80 ou de 100 gallons. Généralement, ceux-ci utilisent un ou deux éléments chauffants, avec une puissance comprise entre 3 et 5.5 kW [54]. D'une façon générale, le positionnement des éléments chauffants dans le modèle stratifié est distribué ainsi :

Élément supérieur : Couche 0.9·S

Élément inférieur : Couche 0.3·S

- *Paramètres physiques de l'eau*

Certains paramètres physiques de l'eau, tels que la densité de l'eau et la chaleur spécifique, seront considérés comme des constantes puisqu'ils ont faible variation dans les températures de fonctionnement du chauffe-eau. La densité de l'eau ρ correspond au rapport de masse volumique de l'eau ; il est assumé qu'elle possède une valeur de 0.998 kg/L [35, 55]. La chaleur spécifique c_p , équivalent à l'énergie nécessaire pour élever d'un kelvin la température de l'unité de masse de l'eau, est égale à 4185 J/kg·K [56].

- *Température ambiante*

La température ambiante correspond à la température de la pièce où est placé le chauffe-eau électrique. Particulièrement, le chauffe-eau est installé soit dans le garage, un sous-sol ou un garde-robe de la maison. Étant donné qu'il s'agit de lieux isolés de la maison, sa température peut être considérée comme une valeur constante entre 18 et

21°C.

- *Température d'entrée de l'eau*

La température d'entrée de l'eau est directement liée à la température de l'eau provenant de l'aqueduc municipal. Celle-ci varie entre les valeurs de 5°C en hiver et 20°C en été [15]. L'annexe A.1.3 présente une brève analyse réalisée de la variation de la température d'entrée d'eau.

- *Débit de l'eau par utilisation de l'eau chaude*

La consommation de l'eau chaude constitue une variable essentielle pour la modélisation du système de chauffe-eau électrique. Cependant, d'autres variables interviennent dans la consommation, telles que :

- le nombre d'habitants par maison ;
- la température ambiante ;
- la température de l'eau d'entrée ;
- la taille du réservoir du chauffe-eau.

Dans la présente étude, plusieurs profils de consommation d'eau chaude ont été utilisés. Au total, 73 consommateurs résidentiels de la province du Québec au Canada ont été analysés. Un ensemble de 10458 profils réels de consommation d'eau ont été recueillis. Ces profils ont une période d'échantillonnage de 5 minutes et ont été acquis sur 2 ans, entre les mois de novembre et avril, pour 331 jours consécutifs. Les clients analysés constituent des ménages avec un nombre différent d'occupants, donc, les profils de consommation d'eau chaude sont bien diversifiés. L'annexe A.1.4 montre en détail l'analyse de ces profils.

Afin d'évaluer la performance et la précision de chaque modèle, ces derniers ont été implémentés sous MATLAB-Simulink®. L'estimation de la consommation de puissance du chauffe-eau, la variation de la température de l'eau et l'estimation de l'énergie accumulée ont été comparées pour chaque modèle en utilisant les données expérimentales. L'annexe

A.1.5 montre les résultats. Il a été démontré que les modèles stratifiés offrent une meilleure performance dans l'estimation de la température d'eau, en particulier dans la zone de chaleur du réservoir. La Figure A.9 montre le diagramme schématique du modèle à une seule masse sous Simulink®. De même, la Figure A.10 présente le diagramme schématique du modèle stratifié en zones thermiques. Par ailleurs, un modèle stratifié du chauffe-eau électrique développé et validé expérimentalement à l'Institut de recherche d'Hydro-Québec a été intégré dans le présent travail de recherche, ce modèle est détaillé dans l'algorithme A.4.

3.5. Résumé

La modélisation du chauffe-eau électrique constitue une étape essentielle pour la création et validation des stratégies de gestion de la demande qui utilisent le chauffe-eau comme une charge à contrôler.

Une étude des principaux modèles physiques de chauffe-eau électrique a été réalisée. Particulièrement, les modèles physiques de chauffe-eau électrique sont basés sur le rapport de la quantité d'énergie contenue dans le réservoir. À partir de la réalisation d'un bilan énergétique, la représentation de l'évolution de la température d'eau est estimée. L'objectif principal du modèle est de représenter le comportement de la température de l'eau lorsqu'il y a consommation d'eau chaude et/ou les éléments chauffants sont activés. Notamment, quatre phénomènes majeurs sont liés au changement de température :

1. le chauffage d'eau par les éléments chauffants ;
2. les pertes dues au phénomène de conduction ;
3. la consommation d'eau chaude ;
4. le transfert de chaleur interne.

Les modèles stratifiés fournissent des informations supplémentaires et détaillées de la variation de température de l'eau. Cependant, ils exigent plus de paramètres physiques d'entrée qui ne sont pas toujours faciles à obtenir. En utilisant des techniques avancées

pour l'estimation de paramètres, il est possible de se faire une idée des valeurs des certains paramètres.

Par ailleurs, sur la base des résultats de cette étape du travail de recherche, un modèle stratifié en 10 zones thermiques est considéré afin de l'utiliser dans la proposition du système de gestion. En effet, un modèle stratifié est capable de calculer la répartition des températures à l'intérieur des unités de stockage thermique. Plus précisément, en stratifiant le modèle en 10 zones, le système est beaucoup moins demandant en termes de temps de simulation comparativement à une stratification plus élevée.

Chapitre 4- Proposition d'une stratégie de gestion pour la réduction de la consommation en heures de pointe

Le chauffe-eau électrique, en raison de sa capacité de stocker l'énergie, est visé comme une charge contrôlable qui a un vaste potentiel dans les applications de la gestion de la demande, spécifiquement pour aider à la réduction de la pointe de consommation.

À cet effet, ce projet de recherche a permis la proposition d'une stratégie de contrôle du chauffe-eau électrique fondée sur la programmation dynamique et sur l'utilisation d'une classification de consommateurs par rapport à leurs profils de consommation électrique. Les résultats obtenus indiquent qu'un contrôle approprié au groupe d'utilisateurs pourrait être mis en place pour aider à réduire les pics de consommation et, à la fois, répondre à la demande d'eau chaude.

Ce chapitre présente la stratégie de gestion proposée sur la base de la programmation dynamique. De même, afin de mieux cibler les stratégies de gestion en fonction du type de consommateur, une analyse détaillée de la théorie de partitionnement de données et la méthode employée sont exposées. De plus, une méthode statistique d'analyse des données afin de caractériser les profils de puissance des chauffe-eau électriques est présentée.

4.1. Généralités

L'utilisation du chauffe-eau comme système de chauffage représente environ 19% [15] de la consommation énergétique résidentielle au Canada. Ainsi, les chauffe-eau électriques ont une contribution majeure dans la génération des pointes de consommation. Cependant, les systèmes de chauffage d'eau permettent de stocker l'énergie et conserver

l'eau chaude sans fonctionner à plein régime continuellement. Ils sont donc des candidats idéaux pour les applications de gestion de la demande en aidant à déplacer une partie de sa consommation de puissance électrique pendant les périodes de pointe aux périodes de creux.

Une bonne planification de l'utilisation du chauffe-eau électrique en tant que charge à contrôler constitue l'une des solutions possibles pour réduire la demande maximale. Néanmoins, l'un des défis de cette méthode est de minimiser l'impact direct sur le confort de l'utilisateur en raison de la variation de la température de l'eau chaude lorsque le système est sous restriction.

D'un autre côté, la mise en œuvre d'un schéma de catégorisation des clients par rapport à son profil de consommation de puissance électrique permet une identification facile des périodes de pointe de la demande. De plus, le processus de classification rend facile l'identification des clients ayant une consommation plus élevée de puissance associée au chauffe-eau électrique.

À cet effet, il est possible de générer, en utilisant la programmation dynamique, un programme d'opération du chauffe-eau électrique en fonction du groupe de clients ou individuellement. Le but principal est de construire une technique de contrôle fondée sur l'allumage/arrêt des éléments chauffants du chauffe-eau électrique aux moments optimaux. Ces temps optimaux sont définis en appliquant la programmation dynamique à partir de la formulation d'un problème d'optimisation qui considère les objectifs du maintien de confort et de la réduction de la pointe. Le confort est assuré si une température de sortie d'eau d'au moins 45°C est garantie.

4.2. Caractérisation des profils de puissance du chauffe-eau électrique

Caractériser les profils de puissance du chauffe-eau électrique constitue une étape essentielle dans le processus de gestion. À cet effet, il est important de déterminer certaines propriétés spécifiques telles que la mesure de la relation de dépendance linéaire entre les jours de la semaine et l'identification de la pointe de demande électrique des chauffe-eau

électriques.

En premier lieu, dans le but de connaître la relation de dépendance linéaire entre les profils de chaque jour de la semaine, le coefficient de corrélation d'un client sélectionné au hasard est calculé en utilisant les données de consommation d'eau chaude. Cette opération a permis de sélectionner les temps de contrôle, et même d'identifier la relation entre le comportement des clients pour chaque jour de la semaine.

Le coefficient de corrélation mesure la dépendance linéaire des données de consommation d'eau chaude par chaque jour de la semaine :

$$\rho(A,B) = \frac{cov(A,B)}{\sigma_A \sigma_B} \quad R = \begin{pmatrix} 1 & \rho(A,B) & \dots & \rho(A,G) \\ \rho(B,A) & 1 & \dots & \rho(B,G) \\ \dots & \dots & 1 & \dots \\ \rho(G,A) & \rho(G,B) & \dots & 1 \end{pmatrix}_{7 \times 7} \quad (4.1)$$

Où :

- $A, B \dots G$: correspondent aux données de consommation d'eau chaude de chaque jour de la semaine ;
- $\rho(A, B)$: le coefficient de corrélation mesuré entre les données de consommation d'eau chaude des jours de la semaine A et B ;
- $cov(A, B)$: la covariance entre les données de consommation d'eau chaude des jours de la semaine A et B ;
- σ_A : l'écart type des données de consommation d'eau chaude du jour de la semaine A ;
- R : la matrice de coefficients de corrélation.

Une forte relation de dépendance linéaire entre les profils de puissance électrique du chauffe-eau électrique entre les jours de lundi à jeudi a été trouvée. Un cas opposé pour les profils de consommation entre les jours de la semaine et la fin de semaine (l'annexe B.1). La Figure 4.1 montre le coefficient de corrélation des profils de puissance électrique

du chauffe-eau électrique pour chaque jour de la semaine. Le dimanche et le samedi ont une corrélation très élevée entre eux, mais il n'y a pas de relation avec les autres jours de la semaine. Les jours du lundi au jeudi sont fortement corrélés les uns avec les autres.

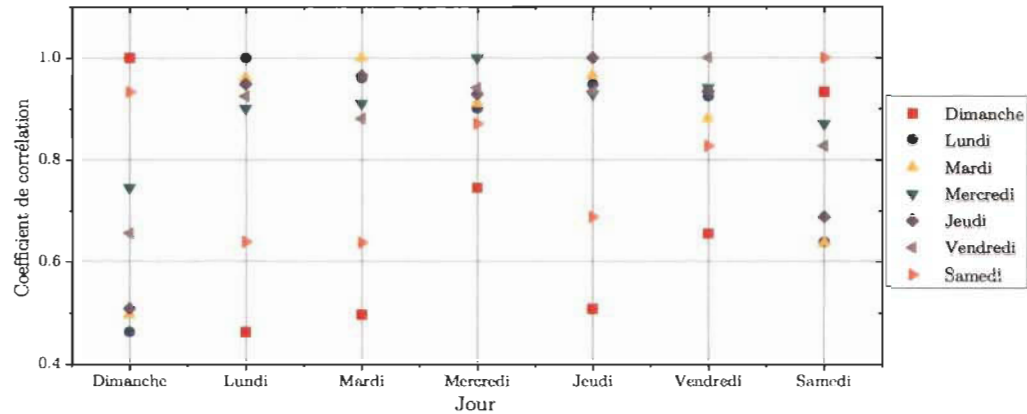


Figure 4.1 – Coefficient de corrélation par jour de la semaine

4.3. Partitionnement de données

Afin de créer un schème de catégorisation des consommateurs, il a été suggéré de réaliser une classification des clients par le biais des profils de consommation de puissance électrique. Donc, une méthode d'analyse de partitionnement de données (ou *Cluster analysis* en anglais) est proposée.

Cependant, les profils de puissance électrique du chauffe-eau électrique constituent des signaux d'impulsion rectangulaire avec une amplitude égale à la puissance nominale de l'élément chauffant. Étant donnée la difficulté de traitement de ce type des signaux, une étape de lissage a été appliquée. Le processus de partitionnement de données est résumé dans la Figure 4.2.

4.3.1 Pré-traitement de données

Le but principal du lissage est de créer une fonction en capturant les données plus importantes du profil de puissance et en supprimant le bruit. À cette fin, l'estimation par

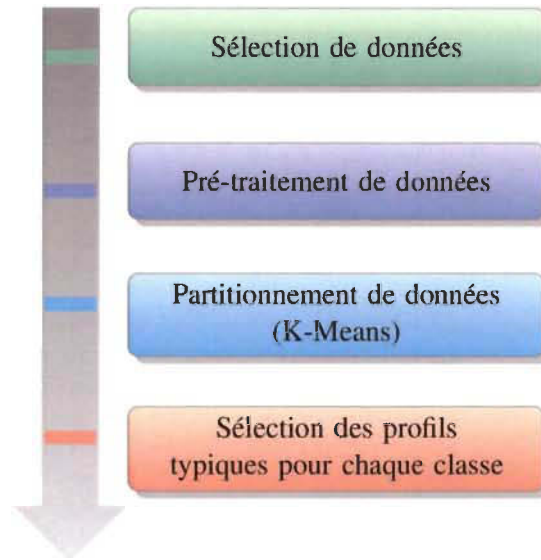


Figure 4.2 – Méthodologie du processus de partitionnement de données

noyau (ou *Kernel smoothing* en anglais) a été appliquée, plus particulièrement, en utilisant un noyau gaussien :

$$k(X^*, X_i) = e^{\frac{-(X^* - X_i)^2}{2b^2}} \quad (4.2)$$

La longueur d'échelle définie par le paramètre b est sélectionnée en relation à l'écart type $+/- 3\sigma$ des données dans le but d'assurer un lissage élevé, tout en couvrant 99% de la région [57]. D'autre part, en considérant N profils de consommation quotidienne de puissance électrique du chauffe-eau électrique $P_{w,N}(x)$ et chaque enregistrement journalier contenant n observations, un ensemble de poids $\{W_i(x)\}_{i=1}^n$ pour chaque x est défini comme suit [58] :

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n W_{hi}(x) Y_i \quad (4.3)$$

Afin de donner moins de poids aux voisins plus loin de l'observation n de chaque x , l'estimation gaussienne de l'équation 4.2 a été définie en deux dimensions, tel que montré par l'équation 4.4. La première dimension correspond à la valeur de puissance et la deuxième

correspond au temps-heure (l'angle horaire, voir Figure 4.3).

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n e^{\frac{-(x^*-x_i)^2}{2b^2} + \frac{-(\theta^*-\theta_i)^2}{2r^2}} Y_i \quad (4.4)$$

Où X_i et θ_i correspondent au i ème point observé, X^* et θ^* correspondent au point estimé, r est la longueur d'échelle pour le temps et Y_i est l'observation au point X_i .

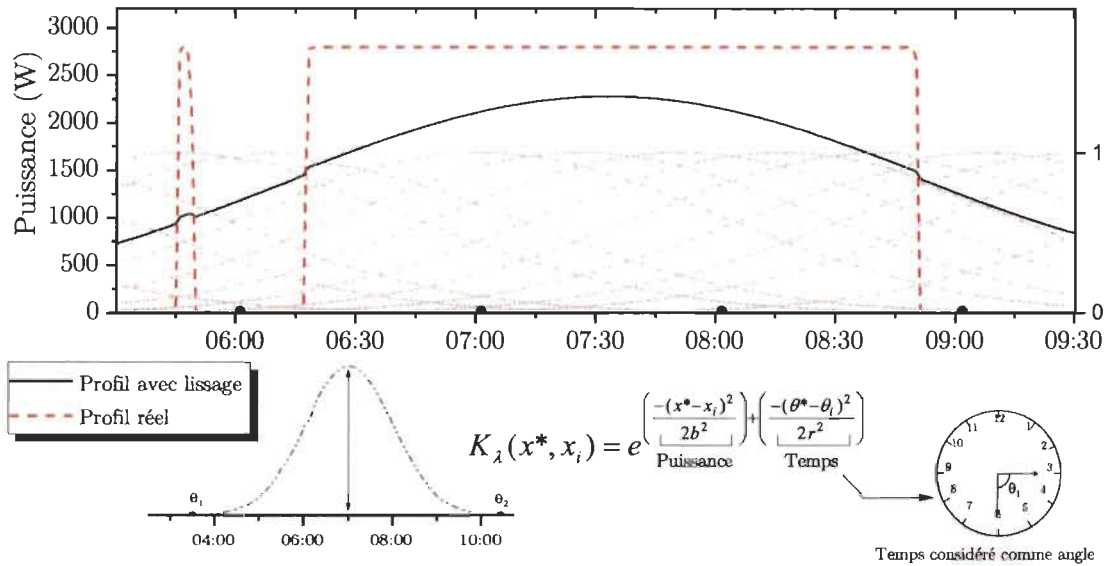


Figure 4.3 – L'estimation par noyau (ou *Kernel smoothing* en anglais)

La Figure 4.4 montre le processus de lissage appliqué à un profil de puissance électrique. Cela permet facilement d'identifier les périodes de pointe de consommation pour un client spécifique.

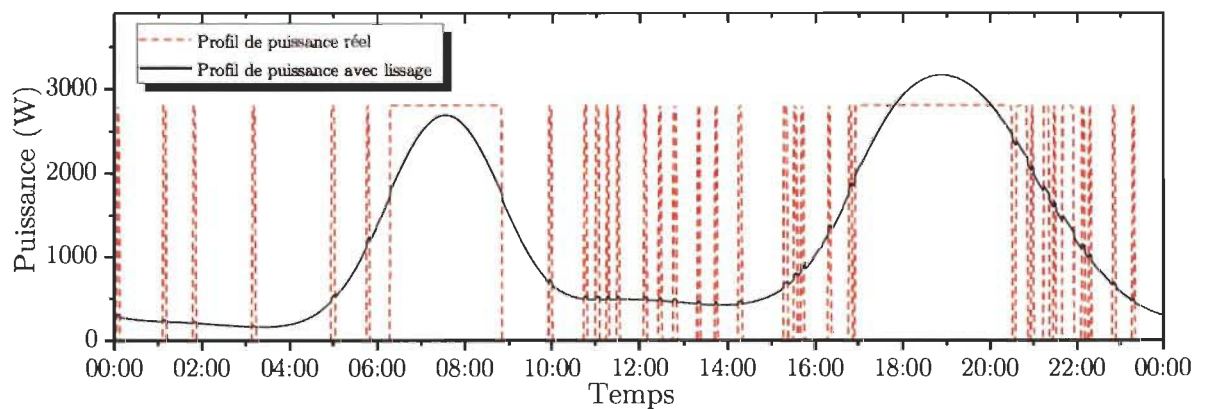


Figure 4.4 – L'estimation par noyau appliqué à un profil de puissance spécifique

4.3.2 Méthode de classification : K-moyennes (K-Means)

Le partitionnement de données correspond à un ensemble de techniques statistiques qui ont pour but de classer une population d'objets. Cette classification se base sur l'identification de groupes d'objets avec deux caractéristiques complémentaires : l'homogénéité interne la plus élevée et l'hétérogénéité externe la plus élevée [59, 60]. D'une façon générale, tout processus de partitionnement de données est composé de trois tâches principales [61] qui sont exposées dans la Figure 4.5.

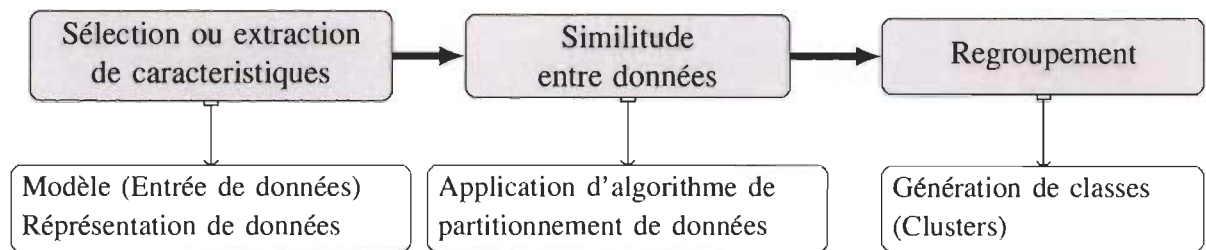


Figure 4.5 – Tâches principales dans le partitionnement de données

Sachant qu'une classification de référence n'existe pas, il a été envisagé l'utilisation de techniques d'apprentissage non supervisée. Cette méthode se distingue de l'apprentissage supervisé par le fait qu'il n'y a pas de connaissance préalable des classes [62]. Un certain nombre de techniques de partitionnement de données ont été trouvées dans la littérature. Néanmoins, les plus représentatives sont : les méthodes de partitionnement, les méthodes hiérarchiques et les méthodes par densité.

En général, les méthodes hiérarchiques construiront une hiérarchie ou une structure arborescente permettant de voir la relation entre les données. Les méthodes non-hiérarchiques génèrent une classification par partitionnement à partir d'une re-localisation des instances en les déplaçant d'une classe à l'autre au moyen d'un partitionnement initial [63]. Les méthodes par densité sont basées sur la mesure de la densité estimée des classes pour effectuer le partitionnement. Le Tableau 4.1 montre les principaux avantages et désavantages des certaines méthodes de partitionnement de données [64].

Tableau 4.1 – Méthodes de partitionnement de données

	AVANTAGES	DÉSAVANTAGES
NON HIÉRARCHIQUES		
Partition en k classes (<i>K-Moyennes</i> ou <i>K-means</i>)	Permettent la classification d'ensembles volumineux	Il faut imposer au départ le nombre de classes
PAR DENSITÉ		
<i>Mountain Clustering Method</i> , <i>Subtractive Clustering</i>	La méthode permet de déterminer le nombre de classes initiales	Coûteux en temps de calcul Le calcul est simplement proportionnel au nombre de points de données
HIÉRARCHIQUES		
Suites de partitions emboîtées	La lecture de l'arbre permet de déterminer le nombre optimal de classes	Coûteux en temps de calcul

Le présent travail utilise l'algorithme K-Moyennes (ou *K-means* en anglais) comme méthode de partitionnement de données. La méthode de K-moyennes a été introduite par J.B. MacQueen [65], et elle constitue une des méthodes de regroupement plus utilisées.

La méthode de K-Moyennes regroupe un ensemble N de vecteurs de données non marqués en k classes (*clusters*), en minimisant la somme de l'erreur quadratique moyenne sur toutes les classes k [66], tel que le montre l'équation 4.5 [67].

$$\min \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in C_k}^N \|X_i - \mu_k\|^2 \quad (4.5)$$

Où X_i est le i ème point observé qui appartient à la classe k et μ_k est le barycentre des points dans C_k . K-Moyennes est un algorithme itératif. En choisissant un nombre de classes k , les barycentres sont initialisés de façon aléatoire $C = [C_1, C_2, \dots, C_k]$. En mesurant la distance de chaque vecteur de données avec les barycentres, chaque vecteur de donnée est assigné à la classe où le barycentre est plus proche, donc :

$$Z_i = \operatorname{argmin} \|\mu_k - X_i\|^2 \quad (4.6)$$

Ensuite, le barycentre μ_k de chaque classe k est recalculé comme étant la moyenne

arithmétique de toutes les données appartenant à cette classe, donc :

$$\mu_k = \frac{1}{n_k} \sum_{x_i \in n_k} X_i \quad (4.7)$$

Où n_k est le nombre total de vecteurs de données X_i qui appartiennent à la classe k .
Finalement, le processus est répété jusqu'à ce que les vecteurs de données ne changent plus de classe [68, 66]. Ci-après, l'algorithme K-moyennes est détaillé [69] :

Algorithme 4.2 K-Moyennes

Requière: Clusters $(k)\{ k \text{ nombre de classes} \}$

- 1: Initialisation aléatoire des barycentres μ_j for $j = 1, \dots, k; C = [C_1, C_2, \dots, C_k]$
 - 2: **procedure**
 - 3: **Tant que**
 - 4: **Pour** $i \leftarrow 1, m$ **calculer**
 - 5: Estimation de : $j' = \operatorname{argmin}_{j=1, \dots, k} d(x_i, \mu_j)$
 - 6: Établir $r_{ij'} = j$ et $r_{ij} = 0$ pour tous $j' \neq j$
 - 7: **Fin Pour**
 - 8: **Pour** $j \leftarrow 1, k$ **calculer**
 - 9: Estimation de : $\mu_j = \mu_j = \frac{\sum_i r_{ij} x_i}{\sum_i r_{ij}}$
 - 10: r_{ij} compte le nombre de points attribués au cluster j
 - 11: **Fin Pour**
 - 12: **Jusqu'à** Le vecteurs de données r_{ij} ne changent plus de classe
 - 13: **retourne** $\{\mu_1, \dots, \mu_k\}$ et r_{ij}
 - 14: **Fin procedure**
-

4.3.2.1 Sélection du nombre de classes k

La méthode de K-Moyennes requiert un nombre initial de classes k , il est donc important d'identifier le nombre correct de classes k .

Plusieurs approches ont été proposées pour déterminer le nombre correct de classes k , tels que : la méthode du coude (*elbow method* en anglais), par règle générale et la validation croisée (*cross-validation* en anglais) [70]. Cependant dans certains cas, ces méthodes ont des limites, la sélection de k devenant ambiguë.

À cet effet, la méthode de la silhouette a été utilisée pour l'estimation du nombre de clusters (k). L'algorithme de la silhouette est basé sur la mesure de la compacité des classes

[71]. La valeur de la silhouette $s(i)$ est définie en mesurant la différence entre l'étalement à l'intérieur du cluster et la séparation avec les autres clusters, donc :

$$S(i,k) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (4.8)$$

Où :

$a(i)$: Correspond à la dissemblance moyenne de tous les autres vecteurs de données du cluster k pour l'observation i appartenant au cluster k

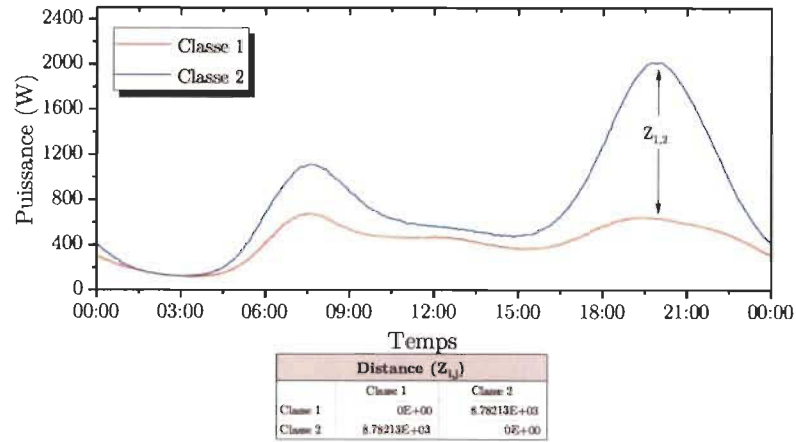
$$a(i) = \frac{\sum_{j=1, j \neq i}^A Z_{i,j}}{A} \quad \begin{array}{l} j : \text{les observations du cluster } k \neq i; \\ A : \text{total des observations du cluster } k; \end{array} \quad (4.9)$$

$Z_{i,j}$: équation 4.6.

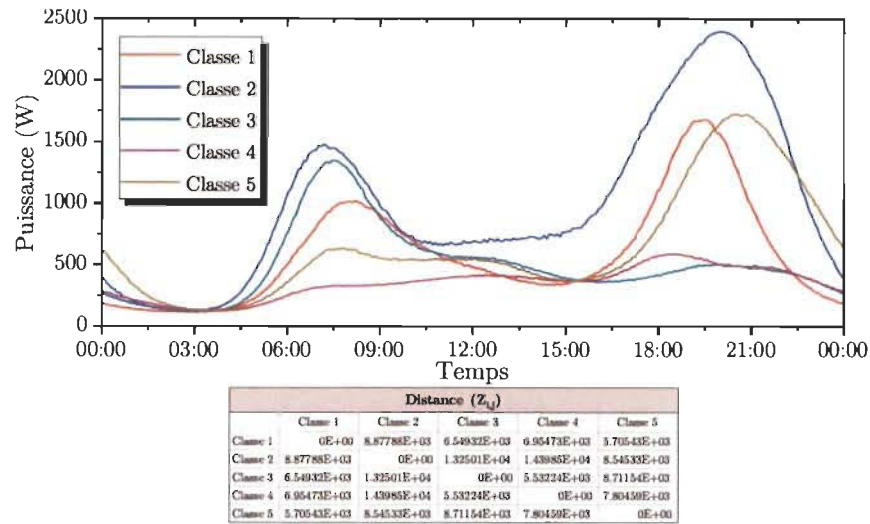
$b(i)$: Est la distance minimale moyenne entre l'observation i et les autres vecteurs de données de tous les autres clusters.

$$b(i) = \min_{c=1}^k \frac{\sum_{l_c=1}^{C_c} Z_{i,l_c}}{C_c} \quad \begin{array}{l} l_c : \text{les observations du cluster } c; \\ C_c : \text{total des observations du cluster } c. \end{array} \quad (4.10)$$

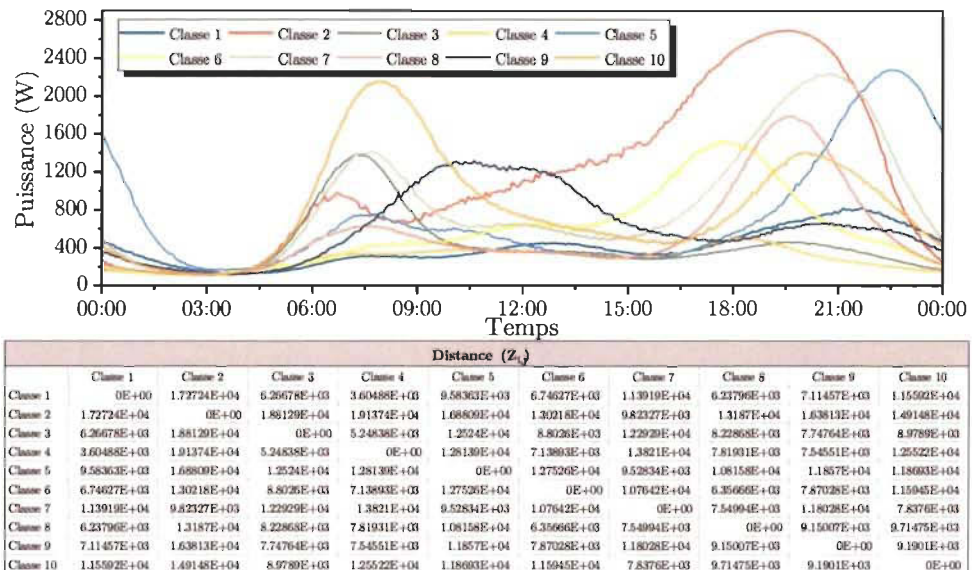
Le processus d'estimation du nombre optimal de clusters en utilisant la méthode de la silhouette est détaillée dans l'algorithme B.5. La méthode de la silhouette a été évaluée pour un nombre maximum de clusters $K=10$. La Figure 4.7a montre les valeurs minimales de silhouette $S(i,k)$ pour les 10 classes évaluées. Comme l'indique la Figure 4.7a, la valeur de silhouette la plus élevée se produit pour $K=2$ et à mesure que le nombre de classes augmente, la valeur de la silhouette diminue considérablement. Cela signifie que la dissemblance entre les classes est inférieure, tel qu'illustré dans la Figure 4.6. Il sera donc très difficile de classer sans erreurs. Par conséquent, le nombre de classes sélectionnées pour cette étude est $K=2$.



(a) Distance entre classes quand K=2



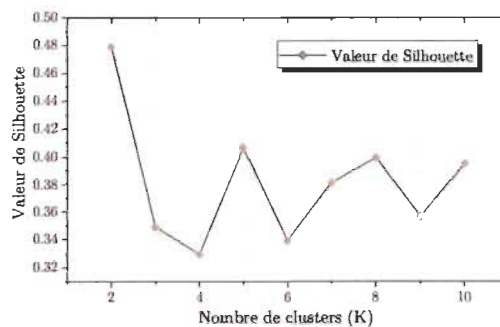
(b) Distance entre classes quand K=5



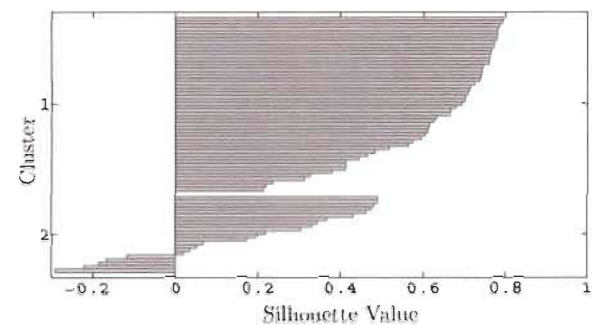
(c) Distance entre classes quand K=10

Figure 4.6 – Dissemblance entre classes

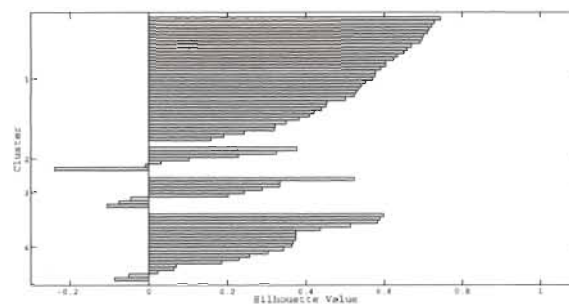
Partant de ce fait, la valeur de la silhouette pour chaque classe est tracée lorsque $K=2$. Ce tracé affiche une mesure moyenne de la proximité de chaque vecteur de données dans un cluster incluant les vecteurs de données des classes voisines. Cette mesure a une portée de $[-1,1]$. Comme le montre la Figure 4.7b, la plupart des vecteurs de la classe 1 ont une valeur de silhouette plus élevée que 0.5, ce qui indique que l'échantillon est loin des grappes voisines et que la probabilité d'erreur est basse. En effet, le cluster 1 a une similitude significative entre ses observations. Par contre, lorsque $K=2$, seulement 5 vecteurs de la classe 2 peuvent être affectés par un groupe incorrect contrairement au cas $K=4$ (Figure 4.7c), où la valeur de la silhouette pour la plupart des vecteurs est inférieure à 0.5 et où la quantité des valeurs négatives est plus élevée.



(a) Valeurs minimales de Silhouette pour chaque cluster évalué



(b) Valeur de Silhouette lorsque $K=2$



(c) Valeur de Silhouette lorsque $K=4$

Figure 4.7 – La méthode de la silhouette

4.3.2.2 Évaluation et la mise en œuvre de la classification

Au vu de ce qui précède, la mise en œuvre du partitionnement de données est réalisée en utilisant $K = 2$. C'est ainsi que l'on obtient une division de deux groupes de consommateurs pour tous les clients évalués. La Figure 4.8 montre le profil moyen de chaque classe. Il est observé que la première classe comprend les groupes de clients avec une consommation basse de puissance du chauffe-eau électrique. Par contre, la deuxième classe intègre le groupe de clients avec une consommation haute de puissance du chauffe-eau électrique, notamment dans la période de la nuit.

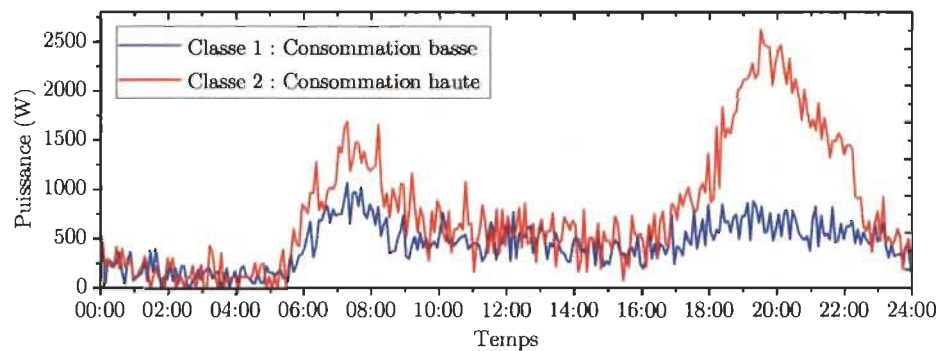


Figure 4.8 – Profil typique représentatif de chaque classe

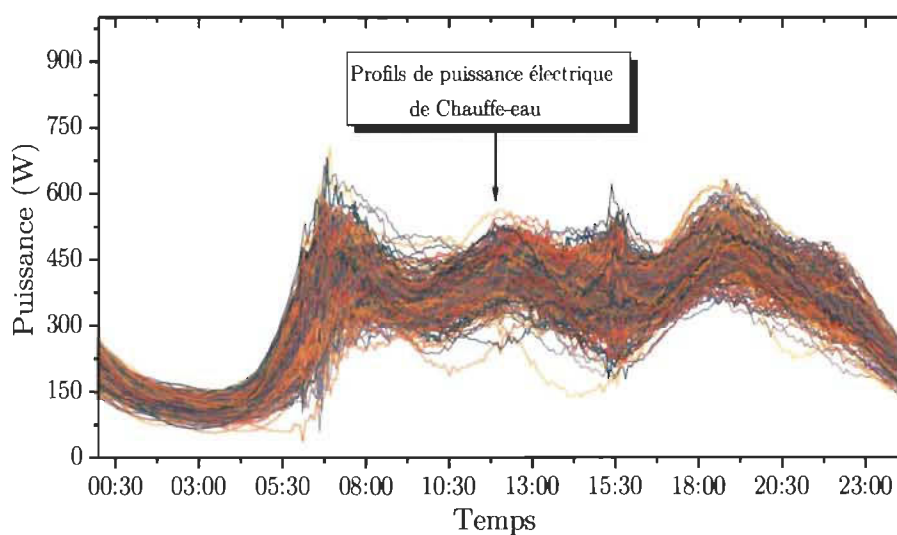
Afin de mesurer la performance de la méthode de partitionnement de données (K-Moyennes), il est indispensable de mener un processus de validation de la classification. À cette fin, la matrice de confusion (Tableau 4.2) est construite. La matrice de confusion permet d'évaluer la qualité de la classification en déterminant si la valeur prédite correspond à la valeur réelle [72].

Tableau 4.2 – Matrice de confusion

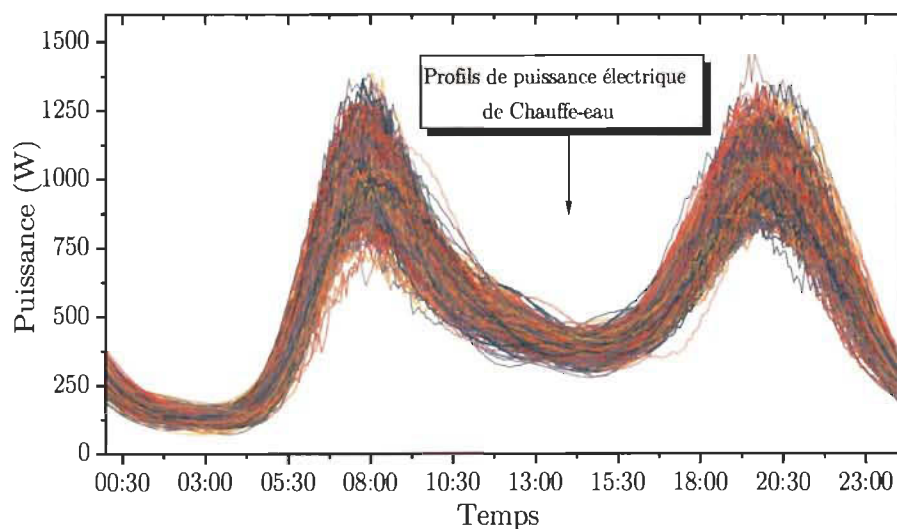
CLASSE RÉELLE	CLASSE ESTIMÉE	
	Vrai Positifs (TP)	Faux Négatifs (FN)
	Faux Positifs (FP)	Vrai Négatifs (TN)

Trente profils de puissance électrique de chauffe-eau ont été classés manuellement en

deux classes. Ensuite, en utilisant la méthode de Monte-Carlo, 600 répliques de ces profils ont été créées, en fonction de la moyenne et de l'écart-type (les résultats de la classification des répliques sont montrés dans la Figure 4.9). Une nouvelle classification des 600 répliques est alors exécutée, mais cette fois-ci en utilisant l'algorithme K-Moyennes afin de créer la matrice de confusion. La procédure appliquée lors du calcul de la matrice de confusion est décrite dans la Figure 4.10.



(a) Profils de la classe 1



(b) Profils de la classe 2

Figure 4.9 – Résultats de la classification des 600 profils de puissance

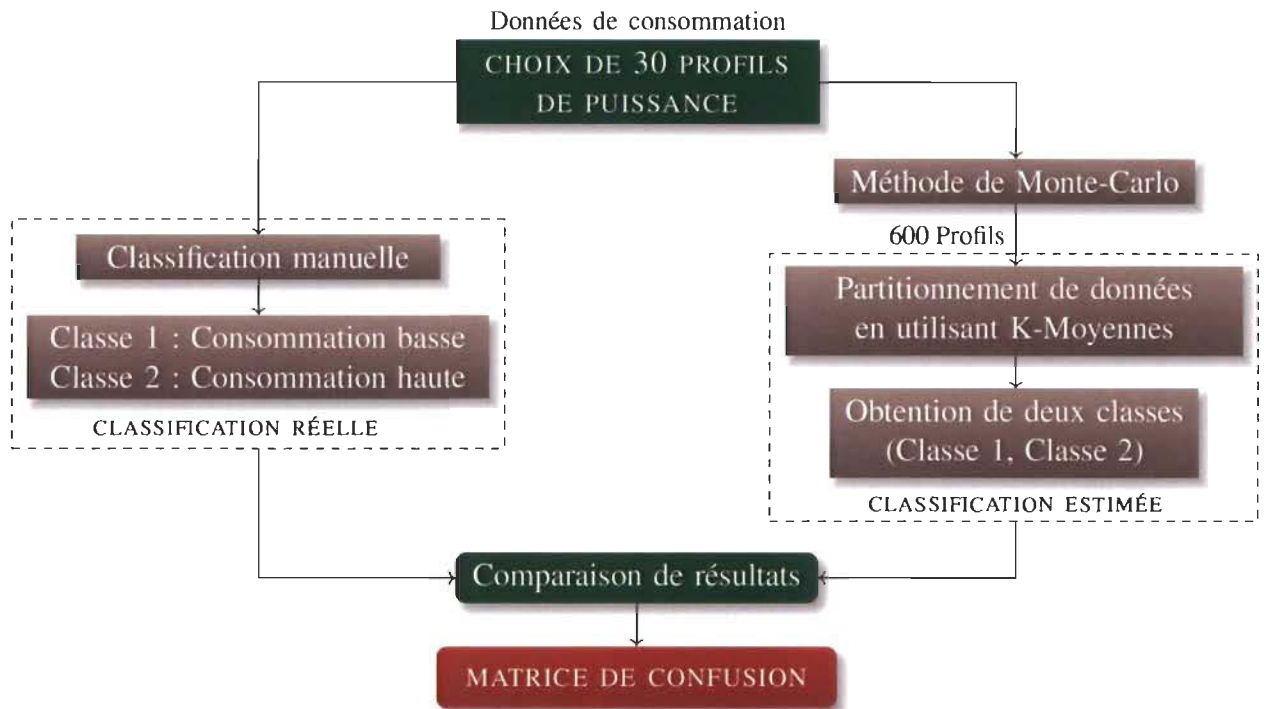


Figure 4.10 – La procédure appliquée lors du calcul de la matrice de confusion

Selon les résultats obtenus de la matrice de confusion (Tableau 4.3), la performance de la technique de K-Moyennes est mesurée en évaluant les paramètres suivants [72] :

-**Valeur prédictive positive** : taux de positifs prédits $\rightarrow PPV = \frac{TP}{TP+FP}$

-**Valeur prédictive négative** : taux de négatifs prédits $\rightarrow NPV = \frac{TN}{TN+FN}$

-**Spécificité** : taux de vrais négatifs prédits $\rightarrow SPC = \frac{TN}{TN+FP}$

-**Fall-out** : taux de faux positifs $\rightarrow FPR = \frac{FP}{FP+TN}$

-**Sensibilité** : taux de vrais positifs $\rightarrow TPR = \frac{TP}{TP+FN}$

Tableau 4.3 – Matrice de confusion obtenue

	CLASSE ESTIMÉE	
	Vrai Positifs = 600	Faux Négatifs = 0
CLASSE RÉELLE	Faux Positifs = 0	Vrai Négatifs = 600

Les valeurs obtenues des paramètres précédents sont montrées dans le Tableau 4.4. En outre, l'exactitude (ACC) et le taux d'erreur (E_r) ont été estimés, comme suit :

$$ACC = \frac{TP}{T_c} = 100\% \quad E_r = 1 - ACC = 0\% \quad (4.11)$$

Où : T_c est le total de profils de puissance classifiés.

Tableau 4.4 – Paramètres de performance évalués

	PPV	NPV	SPC	FPR	TPR
Classe 1	100 %	100 %	100 %	0 %	100 %
Classe 2	100 %	100 %	100 %	0 %	100 %

4.4. Stratégie de gestion

Une stratégie de gestion de la demande en utilisant le chauffe-eau électrique comme une charge contrôlable pendant les périodes de pointe de consommation est proposée par l'utilisation de la programmation dynamique (DP).

L'objectif est de produire un horaire de contrôle optimal pour allumer et éteindre le chauffe-eau pendant les périodes de pointe de consommation et assurer en tout moment la satisfaction des clients. À cet effet, un problème d'optimisation est formulé sur la base de contraintes et de connaissances a priori.

4.4.1 Programmation dynamique

La programmation dynamique permet la prise de décision dans un processus étape par étape en considérant un problème spécifique comme un ensemble de sous-problèmes. La solution générale du problème est construite avec la solution des sous-problèmes précédents [73]. En général, l'ensemble des sous-problèmes sont abordés un par un en utilisant les solutions des petits sous problèmes pour aider à en déterminer la solution des plus grands

jusqu'à ce que le problème général soit résolu [74].

L'objectif principal est de garantir la disponibilité d'eau chaude et de réduire les coûts de consommation, en particulier dans les périodes de pointe. À cette fin, deux périodes de contrôle ont été définies. La première période considère l'intervalle de 4h à 10h et la deuxième, l'intervalle de 15h à 21h. D'autre part, la sélection de variables du problème a été définie comme suit :

- Variable d'état T (température de sortie de l'eau)
- Variable de contrôle P_h (état du thermostat ON-OFF)
- Variable du temps t

En outre, afin de garantir le confort du client et prévenir la croissance de la legionella, le problème est soumis à la principale contrainte de conserver une température minimale à la sortie $T_{sortie} > 45^\circ C$.

À cette effet, une fonction de coût à minimiser est formulée et définie dans l'équation 4.12. Cette dernière dépend de l'état des éléments chauffants (ON/OFF) et de la prévision de la température de sortie de l'eau T_{sort} . De plus, une variable du coût de pénalité pour l'utilisation de puissance (C_p) et une variable du coût de pénalité pour la température de sortie de l'eau (C_{te}) ont été ajoutées.

$$J(P_w, T_{sort}) = \sum_{n=t_1}^{N-1} (C_p \cdot P_w) \Delta t + C_{te} (T_{sort}(n) - T_{sp})^2 \Delta t \quad (4.12)$$

Où T_{sp} est la température consigne du thermostat et P_w est la puissance normalisée de l'élément chauffant qui indique l'état de l'élément (ON/OFF). Le choix des variables du coût de pénalité a été effectué comme suit :

- ➡ Variable du coût de pénalité pour l'utilisation de puissance (C_p) :

En utilisant le profil moyen de consommation de puissance de chauffe-eau électrique présenté dans la Figure A.6, la fonction de la variable du coût C_p est estimée pour les deux horizons de contrôle. Tel qu'illustré dans la Figure 4.11 la valeur de la pénalité maximale se produit

dans les périodes de consommation maximale de puissance dans chaque intervalle du temps, ce qui motive évidemment une réduction de la consommation pendant ces périodes.

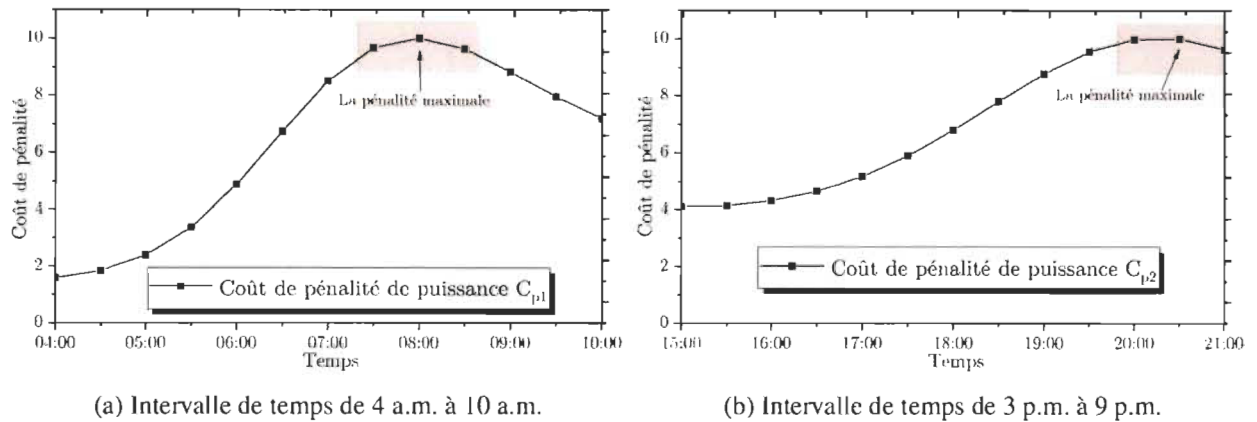


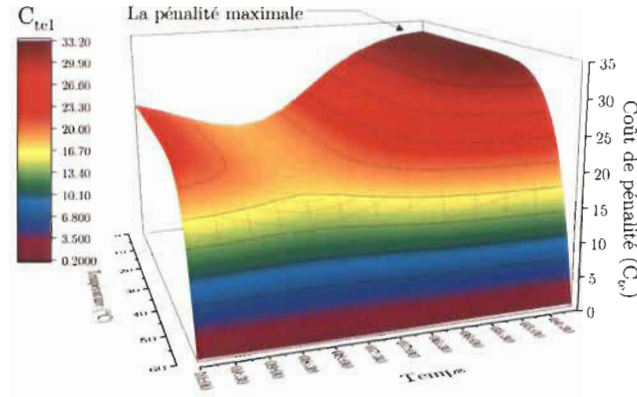
Figure 4.11 – Variable du coût de pénalité pour l'utilisation de puissance C_p

➔ Variable du coût de pénalité pour la température de sortie de l'eau dans le temps $(t + \Delta t)$ (C_{te}) :

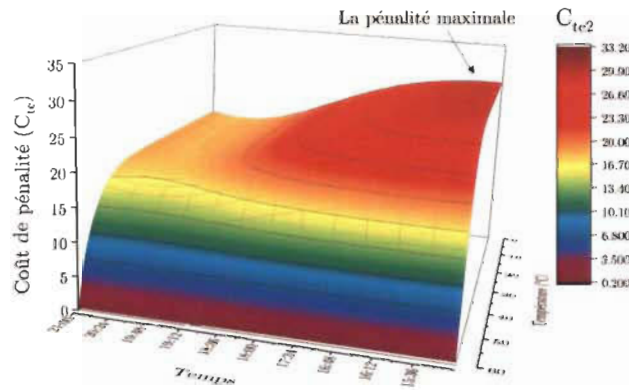
D'autre part, la variable du coût de pénalité C_{te} dans chaque horizon de temps est estimée sur la base de deux facteurs :

1. le temps ;
2. la contrainte de satisfaction du client, qui dispose : assurer une température de sortie de l'eau d'un minimum de 45°C.

Afin d'assurer une température de sortie de l'eau chaude et réduire la probabilité d'allumer un des éléments pendant les périodes de pointe, une valeur de pénalité élevée de la variable du coût C_{te} est imposée deux heures avant les périodes de pointe. La Figure 4.12 montre la fonction de la variable du coût C_{te} pour chaque intervalle de temps. Dans le but d'établir un ordre de priorité des critères du problème d'optimisation, la variable du coût de pénalité C_{te} a la plus grande valeur de coût de pénalité tout en donnant priorité à la satisfaction des utilisateurs.



(a) Intervalle de temps de 4 a.m. à 10 a.m.



(b) Intervalle de temps de 3 p.m. à 9 p.m.

Figure 4.12 – Variable du coût de pénalité pour la température de sortie de l'eau C_{te}

D'après ce qui précède, le problème d'optimisation est formulé dans chaque intervalle de temps, donc :

$$\min(J(P_w, T_{sort})) = \min \sum_{n=t_1}^N J(P_w, T_{sort}) \Delta t \quad (4.13)$$

$$\forall t \in \{n, \dots, N-1\}$$

L'algorithme 4.3 montre en détail le processus d'estimation d'horaire d'allumage/arrêt des éléments chauffants en utilisant la programmation dynamique.

La Figure 4.13 montre un exemple de l'estimation d'un profil (horaire) de disponibilité de l'allumage des éléments chauffants calculé en utilisant l'algorithme 4.3 pour un client aléatoire.

Algorithme 4.3 Estimation d'horaire d'allumage/arrêt des éléments chauffants

Requière: Profil de puissance électrique du client (Modèle de chauffe-eau électrique)

- 1: Fonction-coût à minimiser (équation 4.12)
 - 2: Fonction : EstimationHoraireOptimal¹
 - 3: **procedure** ESTIMATION DES FUTURS ÉTATS DES ÉLÉMENTS ($H(t)$)
 - 4: **Tant que**
 - 5: **Pour** $t \leftarrow 1, 24$ heures **calculer**
 - 6: **Si** ($t \leq 4$ a.m. & $t \geq 10$ a.m.) **alors**
 - 7: $H(t) = \text{EstimationHoraireOptimal}(C_{p1}, C_{te1}, t)$
 - 8: **Fin Si**
 - 9: **Si** ($t \leq 3$ p.m. & $t \geq 9$ p.m.) **alors**
 - 10: $H(t) = \text{EstimationHoraireOptimal}(C_{p2}, C_{te2}, t)$
 - 11: **Sinon**
 - 12: $H(t) = 1$ {Toujours disponible}
 - 13: **Fin Si**
 - 14: **Fin Pour**
 - 15: **Jusqu'à 24 Heures Retourner :** $\langle H \rangle$
 - 16: **Fin procedure**
 - 17: $H(t)$: Vecteur de la disponibilité d'allumage de l'élément pour la journée.
-

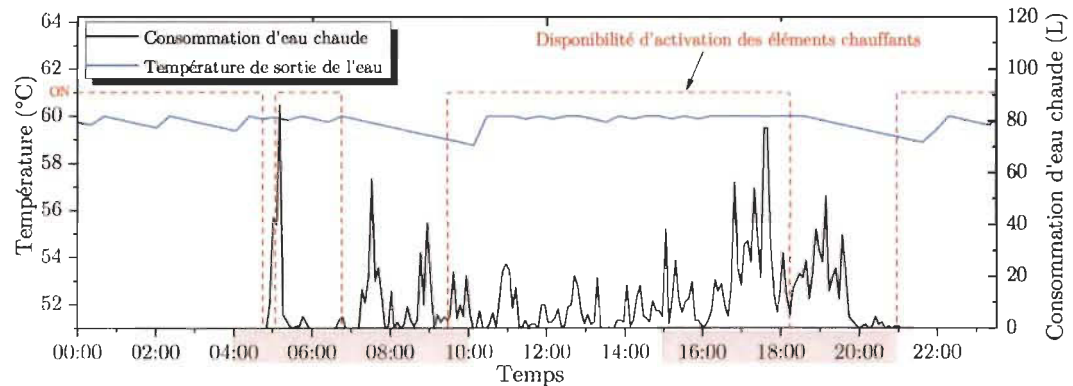


Figure 4.13 – Profil d'interruption estimé et appliqué à un client aléatoire

Il est observé que les éléments chauffants sont toujours disponibles en dehors des périodes de pointe. Dans les deux horizons de contrôle, l'utilisation des éléments chauffants est limitée et son état dépend de l'horaire de disponibilité stipulé par le problème d'optimisation.

1. Les fonctions sont détaillées dans l'annexe C

4.5. Évaluation de la mise en œuvre de la stratégie de gestion

Afin d'évaluer la performance de la stratégie de gestion optimale proposée, quatre différents cas d'étude et un scénario de référence ont été considérés dans la présente étude :

- SCÉNARIO DE RÉFÉRENCE : les éléments chauffants sont toujours disponibles.
- CAS 1 : l'estimation du profil de disponibilité d'allumage des éléments chauffants est appliquée à tous les consommateurs individuellement et sans appliquer de processus de classification.

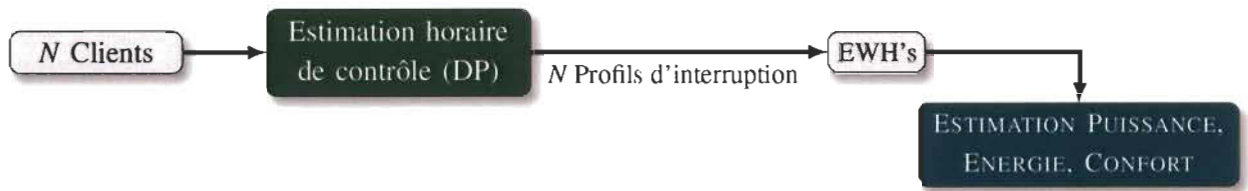


Figure 4.14 – Cas d'étude 1

- CAS 2 : tout d'abord, tous les clients passent par un processus de classification. Les clients qui appartiennent à la classe 2 (clients avec une consommation élevée) seront soumis individuellement à l'estimation d'un profil de disponibilité d'allumage des éléments chauffants. Il n'existe pas de contrôle pour la classe 1.

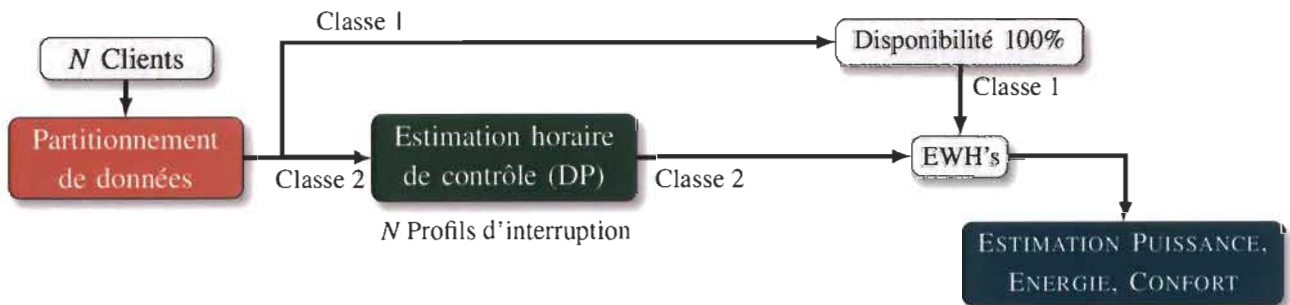


Figure 4.15 – Cas d'étude 2

- CAS 3 : de la même manière que dans le cas 2, tous les clients passent par un processus de classification. Un seul profil de disponibilité d'allumage des éléments chauffants est estimé pour tous les clients de la classe 2. Le profil est estimé en utilisant le profil de

référence qui représente les utilisateurs de la deuxième classe (Figure 4.8). De plus, il n'existe pas de contrôle pour la classe 1.

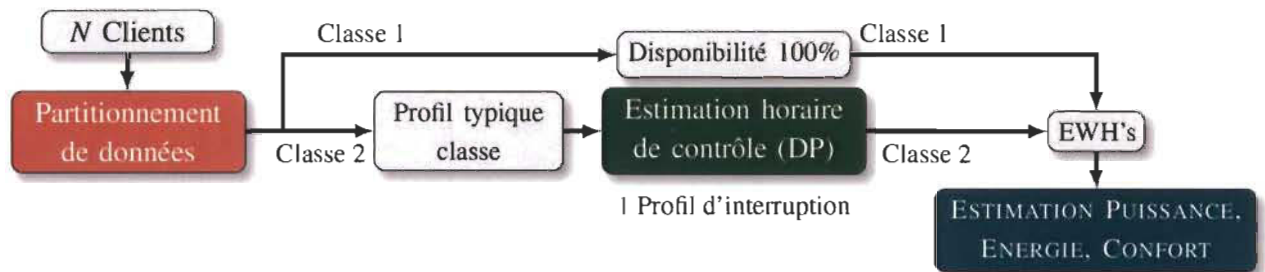


Figure 4.16 – Cas d'étude 3

➔ CAS 4 : la même méthode de contrôle du troisième scénario est appliquée. Cependant, un contrôle individuel local dans les éléments chauffants du chauffe-eau des clients qui appartiennent à la classe 2 est ajouté. Lorsque la température de l'eau à la sortie descend en dessous de 58 °C, le contrôle local omet le contrôle de disponibilité des éléments chauffants fourni par la programmation dynamique en raison du risque de compromettre la disponibilité d'eau chaude au prochain pas.

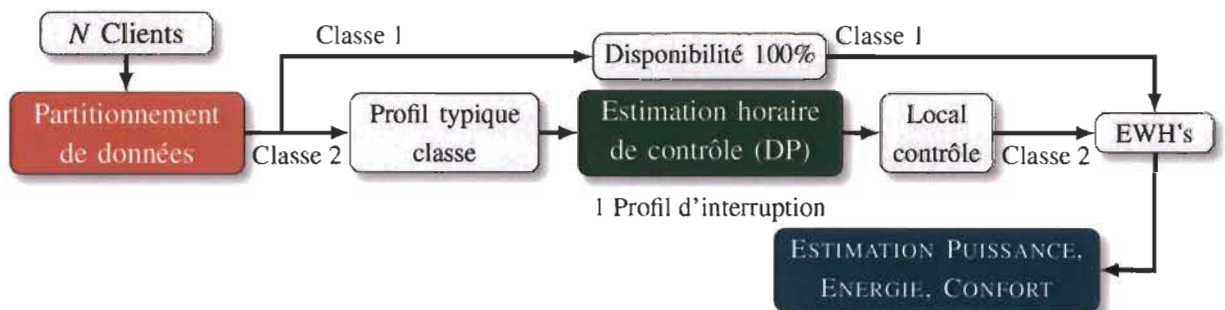


Figure 4.17 – Cas d'étude 4

4.5.1 Résultats

Conformément à ce qui précède, les facteurs suivants ont été évalués pour chaque cas d'étude mentionné :

- les impacts dans le profil de puissance diversifié ;
- la quantité d'énergie accumulée diversifiée ;

- le pourcentage de clients qui pourraient avoir une température de sortie de l'eau inférieure à 45°C.

La Figure 4.18 montre le profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique quand le cas d'étude 1 est appliqué. Comme l'indique la courbe en vert, la consommation de puissance électrique est considérablement réduite dans les périodes de pointe. Cependant, un nouveau et plus grand pic apparaît lorsque les contrôles des éléments chauffants prennent fin. Il est possible de limiter l'apparition de la reprise en limitant l'allumage de certains chauffe-eau après les périodes de pointe [54].

La Figure 4.19 montre le profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique quand le cas d'étude 2 est appliqué. En utilisant la méthode de classification des clients et en appliquant la stratégie de contrôle uniquement pour la classe 2 définie comme les clients avec une consommation élevée, la consommation de puissance électrique pendant les périodes de pointe est réduite (courbe en rouge). Néanmoins, la réduction du pic de consommation est moins intense que dans le premier cas, étant donné que seulement un groupe de clients est contrôlé. D'ailleurs, il n'existe pas de création d'un nouveau pic de consommation au moment de la reprise, sinon le déplacement de presque la même quantité de consommation que la pointe originale.

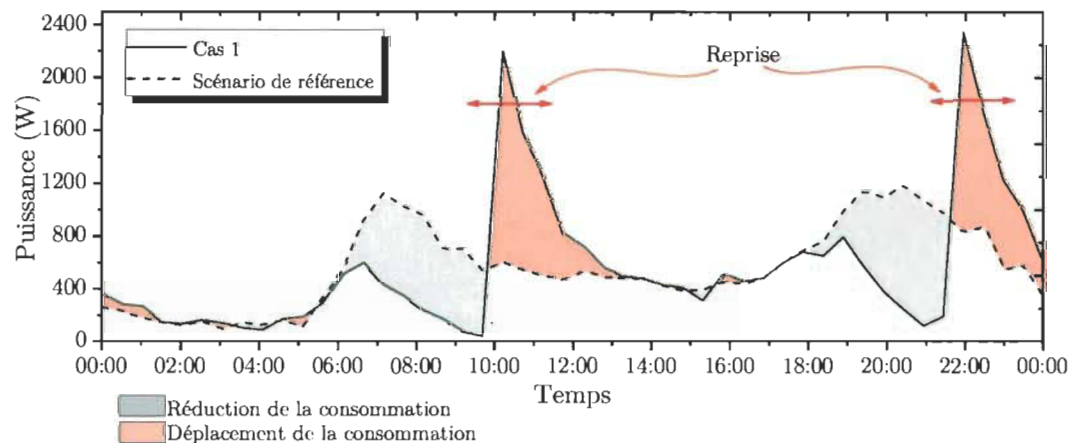


Figure 4.18 – Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique Cas 1 Vs. Scénario de référence

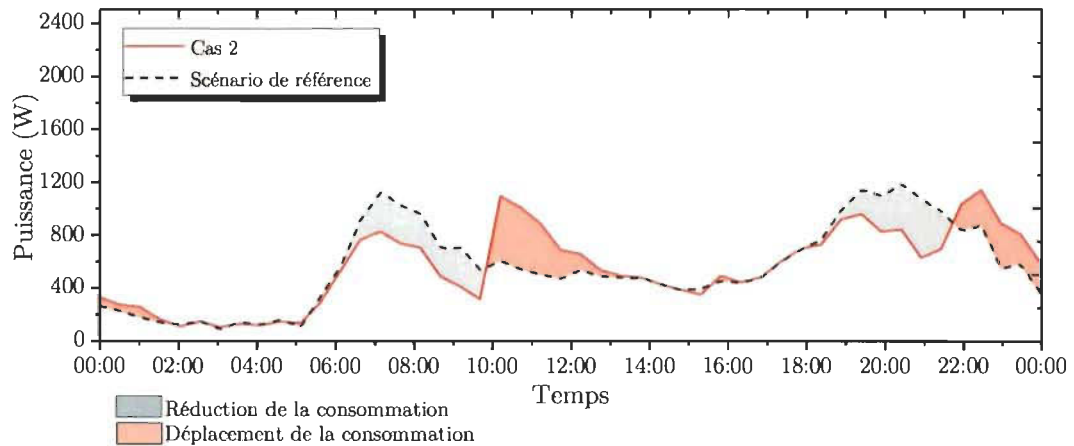
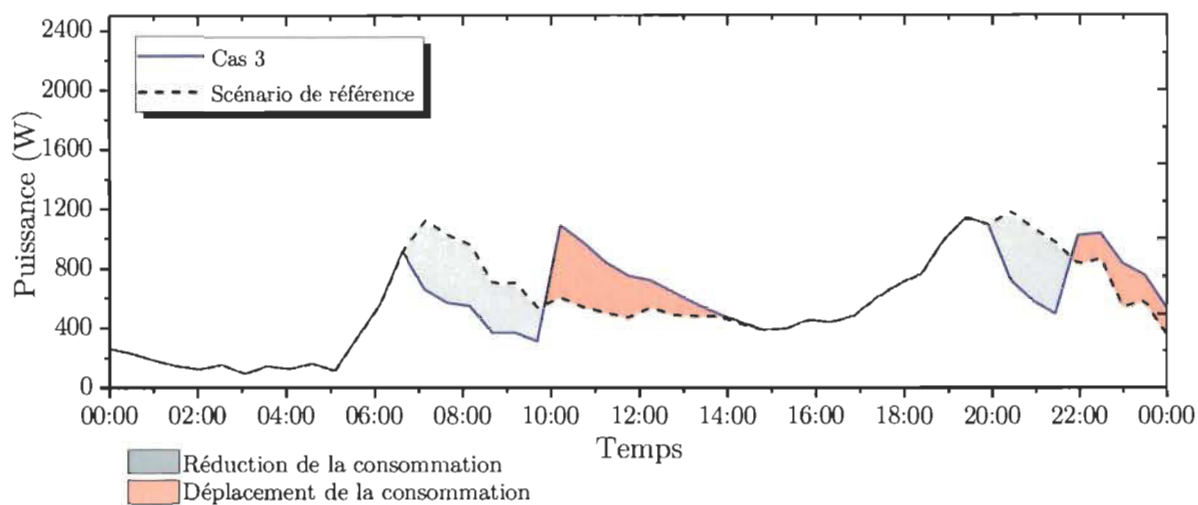


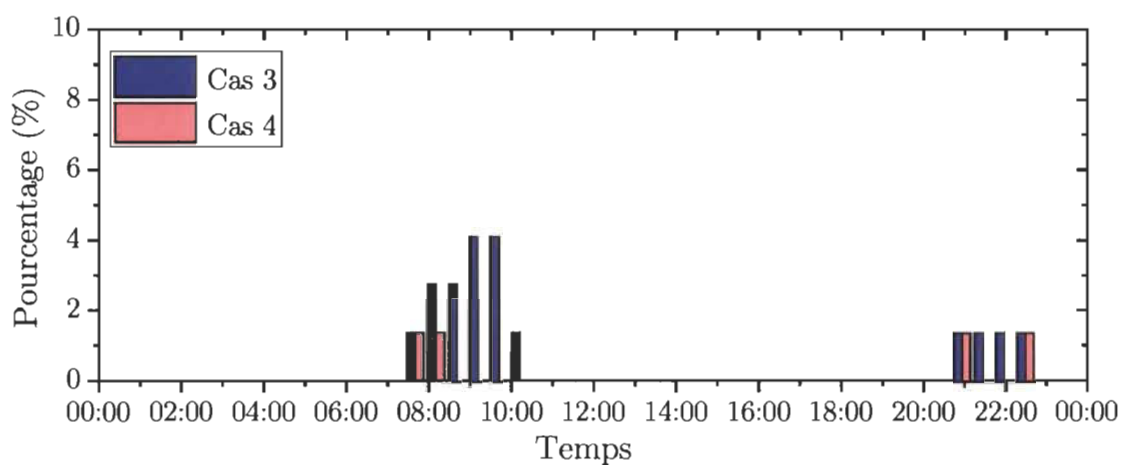
Figure 4.19 – Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique Cas 2 Vs. Scénario de référence

Comme montré à la Figure 4.20a, il est possible de réduire la consommation pendant les périodes de pointe quand le même profil de contrôle des éléments chauffants pour les clients de la classe 2 est appliqué (courbe bleu). Même si la réduction de la puissance dans la période de pointe du matin est supérieure à celle du cas d'étude 2, la réduction de la puissance dans la période de pointe en soirée est moins significative que dans le cas d'étude 2. Cependant, l'utilisation du même profil de contrôle des éléments chauffants pour tous les clients d'une classe affectera négativement la satisfaction des utilisateurs. En effet, il est supposé que les clients qui appartiennent à chaque classe ont un profil de consommation de puissance du chauffe-eau similaire, néanmoins dans la réalité, ce n'est pas le cas. Comme l'indique la Figure 4.20b, l'application du cas d'étude 3 affecte considérablement la satisfaction des clients (Bleu). En effet, 4 % des utilisateurs pourraient avoir une température d'eau de sortie inférieure à 45°C pendant les périodes de contrôle.

En ajoutant un contrôle local aux clients de la classe 2, tel qu'indique le cas d'étude 4, la satisfaction de clients est alors améliorée comme le montre la Figure 4.20b (magenta). De même, la consommation de puissance pendant les périodes de pointe est réduite (Figure 4.21). Cependant, certains clients vont allumer le chauffe-eau pendant la pointe, afin d'éviter une température de sortie de l'eau de moins 45°C.



(a) Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique Cas 3 Vs. Scénario de référence



(b) Pourcentage d'occurrences où la température de sortie d'eau est moins de 45°C (Cas d'étude 3 Vs. Cas d'étude 4)

Figure 4.20 – Estimation de puissance et confort (Cas d'étude 3)

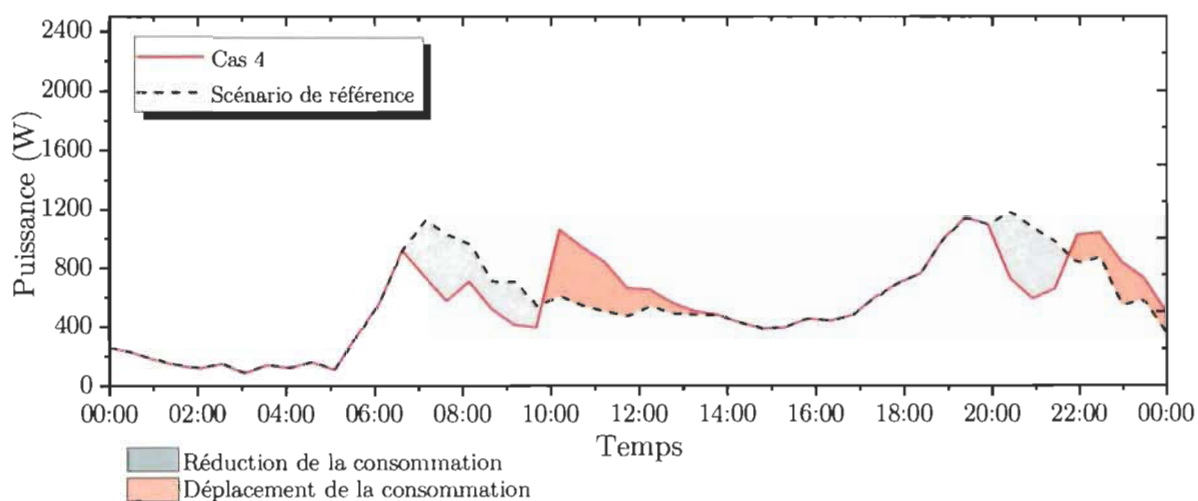


Figure 4.21 – Profil diversifié de la demande de puissance du chauffe-eau électrique Cas 4 Vs. Scénario de référence

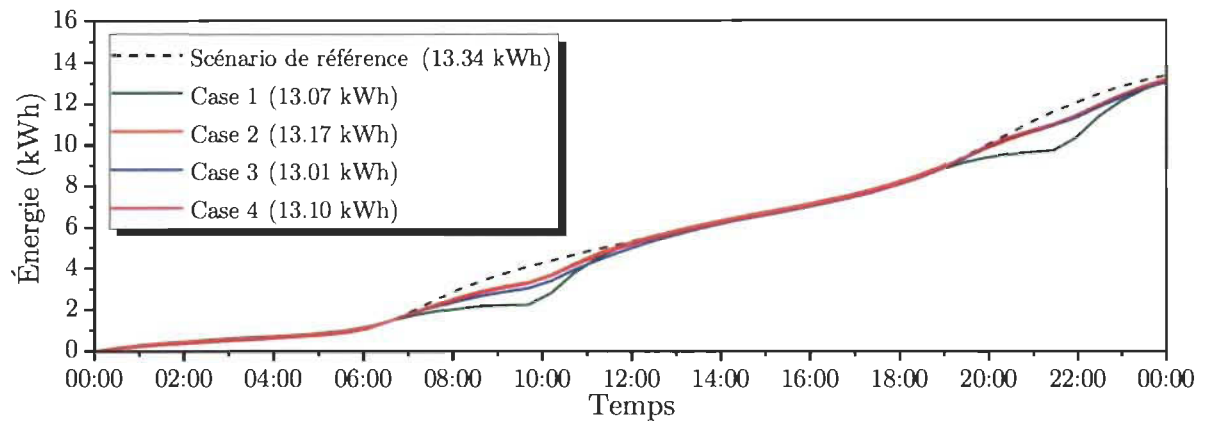
En résumé, la Figure 4.22 montre la comparaison des résultats d'énergie accumulée et de confort dans les quatre cas d'étude simulés. Comme prévu, dans les quatre scénarios étudiés, l'énergie finale accumulée est d'environ 13kWh/jour. Ce qui atteste la même consommation totale d'énergie dans le chauffe-eau électrique pendant la journée, la différence se trouve dans la quantité d'énergie consommée pendant une heure spécifique (Figure 4.22a).

En outre, la Figure 4.22b montre le pourcentage d'occurrences dans chaque cas d'étude où la température de sortie de l'eau est de moins de 45 °C. Dans le premier et le deuxième scénario où la DP est appliquée afin de créer un profil de contrôle individuel pour chaque client, l'effet sur le confort des clients est inférieur à 2% d'utilisateurs. Par contre, en utilisant un profil de contrôle groupal, c'est-à-dire, le même contrôle pour un groupe des clients (Cas 3 et Cas 4), le confort est gravement affecté et il faut ajouter un contrôle local pour atténuer l'impact (Cas 4).

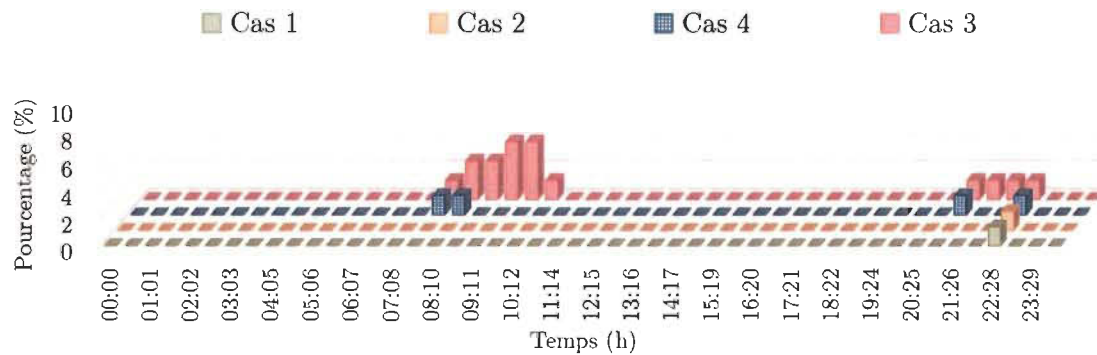
L'application de la programmation dynamique exige un effort de calcul élevé même si seule la variable d'état P_w est discrétisée dans deux états (ON/OFF) et le temps de contrôle est divisé en intervalles de temps. Les résultats sont présentés dans le Tableau 4.5. En effet, lorsque la DP est appliquée pour créer des profils individuels pour chaque client, le temps de réponse, est très long.

Tableau 4.5 – Temps de calcul de la simulation

	Scénario				
	Référence	Cas 1	Cas 2	Cas 3	Cas 4
Temps de calcul par 24h de simulation (s) Pas de temps 30 min	3.27	2293.56	585.99	41.21	39.32



(a) Énergie accumulée



(b) Pourcentage d'occurrences où la température de sortie d'eau est moins de 45°C

Figure 4.22 – Comparaison de scénarios

Le Tableau 4.6 montre l'énergie économisée dans chaque scénario du contrôle et la demande d'énergie supplémentaire 3 heures après l'intervalle de contrôle.

Tableau 4.6 – Réduction de la demande d'énergie dans chaque scénario

	<i>First</i>	<i>Second</i>	<i>Third</i>	<i>Fourth</i>
Demande d'énergie réduite de 4 am to 10 am (kWh)	1.1497	0.4943	0.6097	0.4735
Demande d'énergie supplémentaire 3 heures après de 10 am (kWh)	1.1091	0.4762	0.5255	0.4383
Demande d'énergie réduite de 3 pm to 9 pm (kWh)	0.9707	0.3753	0.2584	0.2592
Demande d'énergie supplémentaire 3 heures après de 9 pm (kWh)	0.8238	0.2748	0.1542	0.1767

4.6. Résumé

Il est possible de déplacer les pointes de consommation électrique du chauffe-eau sans affecter la satisfaction des clients en utilisant un contrôle d'allumage optimal aux éléments chauffants.

Une stratégie de gestion du chauffe-eau électrique pour réduire la consommation d'énergie pendant les périodes de pointe est présentée. Cette stratégie est fondée sur trois processus : le pré-traitement des profils en utilisant un lissage Gaussien, le partitionnement de données avec la méthode de K-Moyennes et l'utilisation d'un algorithme de programmation dynamique pour créer les horaires d'allumage et arrêt des éléments chauffants du chauffe-eau électrique.

La stratégie proposée permet de déplacer le pic de consommation de chauffe-eau électrique pendant la pointe, sans créer un nouveau pic d'une plus grande amplitude, tout en maintenant la satisfaction du client et en dépensant moins de temps de calcul dans le processus.

Chapitre 5- Conclusions générales

Le présent travail de recherche comprend l'étude d'une stratégie de gestion de la demande pour réduire la consommation d'énergie pendant les périodes de pointe en utilisant le chauffe-eau électrique comme charge à contrôler.

On mène initialement une étude sur la modélisation du chauffe-eau électrique résidentiel ainsi que l'estimation des principaux paramètres qui composent certains modèles physiques. La modélisation du chauffe-eau constitue une étape indispensable dans le développement de la stratégie de gestion de la demande. L'analyse effectuée a permis d'étudier les principaux modèles physiques du chauffe-eau électrique, tout en analysant ses avantages et inconvénients dans la mise en œuvre d'une telle gestion.

D'ailleurs, la performance de la capacité d'estimation des paramètres dans deux modèles physiques de systèmes de chauffe-eau a été évaluée. Les résultats montrent qu'en appliquant le filtre de Kalman étendu, il est possible d'obtenir les paramètres physiques des modèles stratifiés et en même temps, une tout aussi bonne estimation de la température de l'eau. Cependant, les données expérimentales sont absolument nécessaires afin d'appliquer la méthode avec succès.

Par ailleurs, il a été prouvé qu'un modèle stratifié du chauffe-eau électrique présente des performances améliorées en ce qui concerne l'estimation de la température, en particulier dans la zone supérieure du réservoir. Il convient de souligner qu'une représentation plus précise de la dynamique de la température peut permettre de mieux mesurer le niveau du confort du client. La performance d'un modèle de chauffe-eau pourrait donc être améliorée en fournissant des informations sur les variations de température ambiante et la température de l'eau d'entrée.

Dans la partie centrale de cette étude, nous avons proposé un algorithme de contrôle

optimal basé sur trois processus principaux :

1. Le pré-traitement des profils de puissance du chauffe-eau électrique en appliquant un lissage Gaussien ;
2. La classification des profils lissés en utilisant la méthode de K-Moyennes en précisant un nombre de classes obtenu à l'aide de la méthode de la silhouette ;
3. Finalement, un algorithme de programmation dynamique pour générer le profil de contrôle d'interruption des éléments chauffants.

La stratégie proposée permet de déplacer le pic de la demande de puissance des chauffe-eau sans créer un nouveau pic à la reprise (après interruption), tout en maintenant la satisfaction du client et en dépensant moins de temps de calcul dans le processus.

La validation par des simulations numériques, en utilisant des données de consommation d'eau chaude mesurée, a démontré que le temps de calcul est trop long lorsque le processus d'optimisation est appliqué à chaque consommateur individuellement. Par contre, l'application d'un partitionnement de données a permis de réduire le temps de calcul dû au fait que le contrôle s'applique seulement aux consommateurs ayant une consommation élevée dans les horaires de pointe. Par ailleurs, quand le même profil de contrôle d'interruption est appliqué à un groupe de clients ayant un comportement de consommation de puissance de chauffe-eau similaire, le confort de certains utilisateurs peut être momentanément affecté étant donné que la température de sortie de l'eau pourrait être inférieure à 45°C. Cependant, les résultats montrent également que l'ajout d'un contrôle local aide à atténuer l'impact sur la satisfaction des utilisateurs en réduisant à moins de 2% les utilisateurs qui pourraient être momentanément affectés.

Pour conclure, ce travail de recherche a permis de réaliser plusieurs communications (voir l'annexe D) :

Article de conférence : *Parameter Estimation of Electric Water Heater Using Extended Kalman Filter*. Maria Zuñiga, Kodjo Agbossou, Alben Cardenas, Loïc Boulon.
IECON2017-Beijing (China)

Article de revue : *Demand Response Strategy on Residential Electric Water Heaters Using Dynamic Programming and K-Means Clustering.* Maria Zuñiga, Kodjo Agbossou, François Laurencelle, Alben Cardenas, Sousso Kelouwani, Michael Fournier,Loïc Boulon. (Première version à soumettre)

Affiche scientifique : *Le chauffe-eau électrique : une alternative viable pour la gestion de la demande locale.* Maria Alejandra Zuñiga. Concours d'affiches scientifiques 2017, UQTR. (Prix de la meilleure affiche du département de génie électrique et génie informatique et Prix AGE)

Affiche scientifique : *Enabling Peak Shaving Strategies by Electric Water Heaters Control.* Maria Alejandra Zuñiga, Kodjo Agbossou, François Laurencelle, Alben Cardenas, Sousso Kelouwani, Michael Fournier. Symposium 3i (infrastructure informationnelle interactive) pour le réseau intelligent.

Bibliographie

- [1] Ministère de l'Énergie et des Ressources naturelles, "Politique énergétique 2016-2025," Gouvernement du Québec, Tech. Rep., 2014.
- [2] U.S. Energy Information Administration, *International Energy Outlook 2016*, 2016, vol. 0484(2016), no. May 2016.
- [3] Enerdata, "Global Energy Statistical Yearbook 2016," 2016.
- [4] Sarah Toupet, "The Shift Project Data Portal," 2014.
- [5] IPCC, *Climate Change 2014 : Mitigation of Climate Change*, 2014.
- [6] D. Beauvaist, A. Prieur, and F. Bouffard, "Smart Grid : La contribution des ressources énergétiques distribuées pour équilibrer les énergies renouvelables," *Rapport CanmetÉNERGIE*, pp. 1–66, 2012.
- [7] REN21, *Renewables 2016 Global Status Report*, 2016.
- [8] Ren21, "The First Decade : 2004-2014, 10 Years of Renewable Energy Progress," pp. 2004–2014, 2014.
- [9] H. Svahnstr, "Demand Side Management in Smart Grids," Tech. Rep., 2013.
- [10] REEEP / UNIDO, "Demand-side management module," Tech. Rep., 2007.
- [11] Ressources naturelles Canada, "À propos de l'électricité," 2016.
- [12] IEA, "Technology Roadmap : Solar Photovoltaic Energy," Tech. Rep., 2014.
- [13] N. R. C. NRC, "Energy Fact Book 2015-2016," pp. 1–124, 2016.
- [14] HydroQuébec, "Consommation hivernale de l'électricité | Hydro-Québec." [Online]. Available : www.hydroquebec.com/residentiel/mieux-consommer/consommation-electrique-hiver.html

- [15] Natural Resources Canada, “Water Heater Guide,” Tech. Rep., 2012.
- [16] H. Bélanger-Bonneau and M. Dionne, “Prévention de la Légionellose et des brûlures en relation avec la température des chauffe-eau électriques domestiques,” Tech. Rep., 2001.
- [17] IESO, “Demand Response Pilot.” [Online]. Available : <http://www.ieso.ca/sector-participants/market-operations/markets-and-related-programs/demand-response-pilot>
- [18] A. Barbato and A. Capone, “Optimization models and methods for demand-side management of residential users : A survey,” *Energies*, vol. 7, no. 9, pp. 5787–5824, 2014.
- [19] S. Mijailovic, *Review of electricity supply and demand in South East Europe*, 2003, vol. 1, no. March 2003.
- [20] H. Chen, T. N. Cong, W. Yang, C. Tan, Y. Li, and Y. Ding, “Progress in electrical energy storage system : A critical review,” *Progress in Natural Science*, vol. 19, no. 3, pp. 291–312, 2009. [Online]. Available : <http://dx.doi.org/10.1016/j.pnsc.2008.07.014>
- [21] A. Oberhofer, “Energy Storage Technologies & Their Role in Renewable Integration,” Research Associate, Global Energy Network Institute (GENI), Tech. Rep. July, 2012.
- [22] J.-M. Tarascon, *L’énergie : stockage électrochimique et développement durable*. Collège de France, 2011.
- [23] J.-f. Hoffmann, “Stockage thermique pour centrale solaire thermodynamique à concentration mettant en oeuvre des matériaux naturels ou recyclés.” Ph.D. dissertation, Université de Perpignan, 2015.
- [24] M. Martinelli, “Stockage d’énergie thermique par changement de phase – Application aux réseaux de chaleur,” Ph.D. dissertation, Université Grenoble Alpes, 2016.
- [25] Stéphan Dussault, “Chauffe-eau sans réservoir : écologique, vous dites?” 2010. [Online]. Available : <https://www.protegez-vous.ca/Maison/chauffe-eau>

- [26] S. Dussault., "LE CHAUFFE-EAU INSTANTANÉ," 2012. [Online]. Available : <http://www.ecohabitation.com/guide/fiches/chauffe-eau-instantane>
- [27] VITO SERVICES, "An Overview of How a Hot Water Heater Works." [Online]. Available : www.vitoservices.com/how-a-hot-water-heater-works/
- [28] EcoInfo, "EcoInfo Énergies renouvelables," 2017. [Online]. Available : www.les-energies-renouvelables.eu/conseils/chauffe-eau-solaire
- [29] A. Moreau and F. Laurencelle, "Projet pilote chauffe-eau solaires domestiques Performance des chauffe-eau solaires installés au Québec - Rapport final," Tech. Rep., 2012.
- [30] Natural Resources Canada, "Les chauffe-eau solaires : Guide de l'acheteur," 2000.
- [31] Amber Pariona, "Countries With The Highest Solar Water Heating Capacity," 2017. [Online]. Available : www.worldatlas.com/articles/countries-with-the-highest-share-of-solar-water-heating-collectors-global-capacity.html
- [32] Eric Hahn, "How Does a Gas Hot Water System Work?" [Online]. Available : www.elgas.com.au/blog/1211-how-does-a-tankless-instant-continuous-flow-hot-water-heater-work
- [33] Pauline, "La pompe à chaleur : comment ça marche?" 2015. [Online]. Available : www.consoglobe.com/pompe-chaleur-marche-1650-cg
- [34] J. Ortolas, "Pompe à chaleur pour l'eau chaude sanitaire : le chauffe-eau," 2009. [Online]. Available : www.climamaison.com/comment-faire/pompe-a-chaleur-pour-l-eau-chaude-sanitaire-le-chauffe-eau.htm
- [35] K. I. Elamari, "Using Electric Water Heaters (EWHs) for Power Balancing and Frequency Control in PV-Diesel Hybrid Mini-Grids," Ph.D. dissertation, Concordia University, 2011.

- [36] Y. Allard, M. Kummert, M. Bernier, and A. Moreau, "Intermodel comparison and experimental validation of electrical water heater models in TRNSYS," *Proceedings of Building Simulation 2011 : 12th IBPSA, Sydney, 14-16 November*, pp. 688–695, 2011.
- [37] A. Prieur, "Utilisation du Potentiel de Stockage Thermique des Chauffe-Eau Électriques pour Combler une Production Variable d'Énergie Renouvelable," Ph.D. dissertation, 2013.
- [38] Natural Resources Canada, "Energy Efficiency Trends in Canada 1990 to 2013," *Energy*, no. March, pp. 1–48, 2016.
- [39] S. Wong, W. Muneer, S. Nazir, and A. Prieur, "Designing, Operating, and Simulating Electric Water Heater Populations for the Smart Grid," Tech. Rep. JANUARY, 2013.
- [40] F. P. Incropera, D. P. DeWitt, T. L. Bergman, and A. S. Lavine, *Introduction to Heat Transfer*, 5th ed., Wiley New York, Ed., 2007.
- [41] F. Amara, K. Agbossou, A. Cardenas, Y. Dubé, and S. Kelouwani, "Comparison and Simulation of Building Thermal Models for Effective Energy Management," *Smart Grid and Renewable Energy*, vol. 06, no. 04, pp. 95–112, 2015. [Online]. Available : <http://www.scirp.org/journal/doi.aspx?DOI=10.4236/sgre.2015.64009>
- [42] A. A. Farooq, A. Afram, N. Schulz, and F. Janabi-Sharifi, "Grey-box modeling of a low pressure electric boiler for domestic hot water system," *Applied Thermal Engineering*, vol. 84, pp. 257–267, 2015.
- [43] M. E. Khan, "A Comparative Study of White Box , Black Box and Grey Box Testing Techniques," *IJACSA*, vol. 3, no. 6, pp. 12–15, 2012.
- [44] P. S. Dolan, M. H. Nehrir, and V. Gerez, "Development of a Monte Carlo based aggregate model for residential electric water heater loads," *Electric Power Systems Research*, vol. 36, no. 1, pp. 29–35, 1996.

- [45] M. H. Nehrir, R. Jia, D. A. Pierre, and D. J. Hammerstrom, "Power management of aggregate electric water heater loads by voltage control," *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, PES*, no. 1, 2007.
- [46] L. Paull, H. Li, and L. Chang, "A novel domestic electric water heater model for a multi-objective demand side management program," *Electric Power Systems Research*, vol. 80, no. 12, pp. 1446–1451, 2010.
- [47] M. Shaad, A. Momeni, C. P. Diduch, M. Kaye, and L. Chang, "Parameter identification of thermal models for domestic electric water heaters in a direct load control program," *2012 25th IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering : Vision for a Greener Future, CCECE 2012*, 2012.
- [48] K. Lajoie, D. A. Halamay, and T. K. A. Brekken, "Residential water heaters as a grid-scale energy storage solution using model predictive control," *2013 1st IEEE Conf. on Technologies for Sustainability (SusTech)*, pp. 62–69, 2013.
- [49] A. Campos Celador, M. Odriozola, and J. M. Sala, "Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 8-9, pp. 3018–3026, 2011.
- [50] M. Shad, A. Momeni, R. Errouissi, C. P. Diduch, M. E. Kaye, and L. Chang, "Identification and Estimation for Electric Water Heaters in Direct Load Control Programs," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 8, no. 2, pp. 1–9, 2015.
- [51] J. Li and R. Ding, "Parameter estimation methods for nonlinear systems," *Applied Mathematics and Computation*, vol. 219, no. 9, pp. 4278–4287, 2013.
- [52] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*, . Wiley, Ed., 2001, vol. 5, no. 3.
- [53] S. Aksoy, A. Muhurcu, and H. Kizmaz, "State and parameter estimation in induction motor using the Extended Kalman Filtering algorithm," *2010 Modern Electric Power Systems*, no. 3, pp. 1–5, 2010.

- [54] A. Moreau, "Control strategy for domestic water heaters during peak periods and its impact on the demand for electricity," *Energy Procedia*, vol. 12, pp. 1074–1082, 2011.
- [55] ATOMER, "Densité de l'eau en fonction de la température." [Online]. Available : www.atomer.fr/1/1-densite-eau.html
- [56] C. Kittel, *Physique de l'état solide*, 8th ed., Dunod, Ed., 1998.
- [57] R. Collins and P. State, "Lecture 4 : Smoothing Summary about Convolution Computing a linear operator in neighborhoods centered at each," Penn state college of engineering, Tech. Rep., 2007.
- [58] R. Irizarry and H. C. Bravo, "Smoothing," The University of Maryland Center for Bioinformatics and Computational Biology, Tech. Rep., 2010.
- [59] R. Cornish, "Cluster Analysis," in *Analysis*, 2007, pp. 1–5.
- [60] T-LAB, "Classification (Cluster Analysis)," 2001. [Online]. Available : <https://tlab.it/fr/allegati/help{ }fr{ }online/gclust.htm>
- [61] A. Troncoso, "Clustering de series temporeles," Universitat Politècnica de Catalunya, Cataunya, Tech. Rep.
- [62] F. Picard, "Classification non supervisée," Laboratoire de Biométrie et Biologie Evolutive, Lyon, Tech. Rep.
- [63] G. M. Downs and J. M. Barnard, "Hierarchical and non-Hierarchical Clustering," 1995.
- [64] P. louis Gonzalez, "Méthodes de classification," Tech. Rep., 2011.
- [65] S. M. Bidoki, N. Mahmoudi-Kohan, M. H. Sadreddini, M. Z. Jahromi, and M. P. Moghaddam, "Evaluating different clustering techniques for electricity customer classification," *2010 IEEE PES Transmission and Distribution Conf. and Exposition : Smart Solutions for a Changing World*, pp. 1–5, 2010.
- [66] L. Kangping, W. Fei, Z. Zhao, M. Zengqiang, S. Hongbin, L. Chun, W. Bo, and L. Jing, "Analysis on Residential Electricity Consumption Simulated Annealing Algorithm," *2016 IEEE Power and Energy Conf. at Illinois (PECI)*, 2016.

- [67] A. K. Jain, "Data clustering : 50 years beyond K-means," *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 8, pp. 651–666, 2010.
- [68] C. Su, F. Bao, J. Zhou, T. Takagi, and K. Sakurai, "Privacy-preserving two-party K-means clustering via secure approximation," *21st Int. Conf.on Advanced Information Networking and Applications Workshops/Symposia, AINAW'07*, vol. 2, pp. 385–391, 2007.
- [69] A. Smola, S. Vishwanathan, E. Alpaydın, Y. Baştanlar, and M. Özuysal, "Introduction to machine learning," *Methods in Molecular Biology*, vol. 1107, pp. 105–128, 2014.
- [70] T. M. Kodinariya and P. R. Makwana, "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering," *IJARCSMS*, vol. 1, no. 6, pp. 2321–7782, 2013.
- [71] P. J. Rousseeuw, "Silhouettes : A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis," *J COMPUT APPL MATH*, vol. 20, pp. 53–65, nov 1987.
- [72] L. F. Carvalho, G. Fernandes, M. V. O. De Assis, J. J. P. C. Rodrigues, and M. Lemes Proença, "Digital signature of network segment for healthcare environments support," *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 299–309, 2014.
- [73] R. E. Bellman, *The Theory of Dynamic Programming*, T. R. Corporation, Ed., Santa Monica, California, 1954, vol. 60, no. 6.
- [74] M. D. Robinson, D. P. De Souza, W. W. Keen, E. C. Saunders, M. J. McConville, T. P. Speed, and V. a. Likić, "Dynamic programming," in *BMC bioinformatics*, 2007, vol. 8, p. 419.
- [75] B. Baker, "Precision Temperature Sensing with RTD Circuits," pp. 1–8, 1998.

Annexe A- Développement des modèles de chauffe-eau électrique

A.1. Modèle stratifié : estimation des paramètres physiques

A.1.1 Calcul de la matrice Jacobienne

La matrice Jacobienne de l'équation 3.21 est définie comme (Équation 3.22) :

$$\mathbf{F}(t) = \left. \frac{\partial f(\cdot)}{\partial x_a} \right|_{\hat{x}_a(t)} = \begin{bmatrix} A_d(\theta_k) & \frac{\partial(A_d(\theta_k)x_k + B_d(\theta_k)U_{d_k})}{\partial \theta} \\ \mathbf{0}_{9 \times 3} & \mathbf{I}_{9 \times 9} \end{bmatrix} \quad (\text{A.1})$$

Si :

$$\hat{x} = \begin{bmatrix} x_1 & x_2 & x_3 \end{bmatrix}^T = \begin{bmatrix} T_H & T_M & T_L \end{bmatrix}^T \quad (\text{A.2})$$

De l'équation A.1 :

$$\frac{\partial f(\cdot)}{\partial \theta} = \frac{\partial(A_d(\theta_k)x_k + B_d(\theta_k)U_{d_k})}{\partial \theta} = \quad (\text{A.3})$$

$$f_1 = (-\theta_1 - \theta_2)\theta_3 x_1 + \theta_5 \theta_3 x_2 + \theta_1 \theta_3 T_{amb} + Q_{h_1} \theta_3$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \theta_1} = -x_1 \theta_3 + \theta_3 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \theta_2} = -x_1 \theta_3$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \theta_3} = (-\theta_1 - \theta_2)x_1 + x_2 \theta_5 + Q_{h_1} + \theta_1 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \theta_5} = \theta_3 x_2$$

$$\frac{\partial f_1}{\partial \theta_4} = \frac{\partial f_1}{\partial \theta_6} = \frac{\partial f_1}{\partial \theta_7} = \frac{\partial f_1}{\partial \theta_8} = \frac{\partial f_1}{\partial \theta_9} = 0$$

$$f_2 = \theta_2 \theta_6 x_1 + (-\theta_4 - 2\theta_5) \theta_6 x_2 + \theta_8 \theta_6 x_3 + \theta_4 \theta_6 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \theta_2} = x_1 \theta_6$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \theta_4} = -x_2 \theta_6 + \theta_6 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \theta_5} = -2x_2 \theta_6$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \theta_6} = x_1 \theta_2 + (-\theta_4 - 2\theta_5) x_2 + x_3 \theta_8 + \theta_4 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_2}{\partial \theta_1} = \frac{\partial f_2}{\partial \theta_3} = \frac{\partial f_2}{\partial \theta_7} = \frac{\partial f_2}{\partial \theta_8} = \frac{\partial f_2}{\partial \theta_9} = 0$$

$$f_3 = \theta_5 \theta_9 x_2 + (-\theta_7 - \theta_8) \theta_9 x_3 + \theta_7 \theta_9 T_{amb} + Q_{h_2} \theta_9$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial \theta_5} = x_2 \theta_9$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial \theta_7} = -x_3 \theta_9 + \theta_9 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial \theta_8} = -x_3 \theta_9$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial \theta_9} = x_2 \theta_5 + (-\theta_7 - \theta_8) x_3 + Q_{h_2} + \theta_7 T_{amb}$$

$$\frac{\partial f_3}{\partial \theta_1} = \frac{\partial f_3}{\partial \theta_2} = \frac{\partial f_3}{\partial \theta_3} = \frac{\partial f_3}{\partial \theta_4} = \frac{\partial f_3}{\partial \theta_6} = 0$$

A.1.2 Estimation de la température

La Figure A.1 montre la température estimée en utilisant le EKF à trois zones spécifiques du chauffe-eau électrique : zone de chaleur, zone de mélange et zone froide, quand la consommation d'eau chaude est nulle ($W_r = 0$).

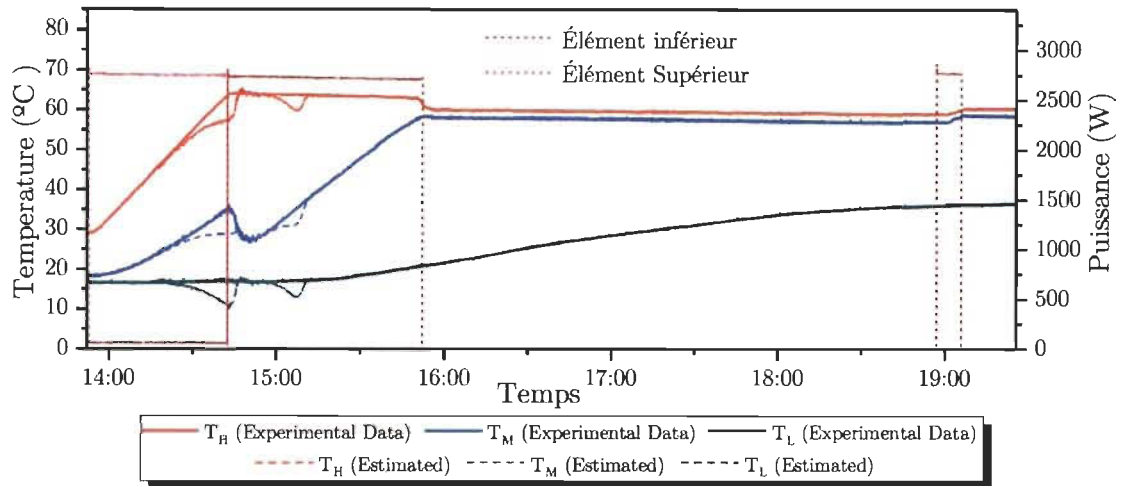


Figure A.1 – Température estimée en utilisant le EKF avec une consommation d’eau chaude nulle ($W_r = 0$).

A.1.3 Analyse de la température d’entrée d’eau

En utilisant les données mesurées d’entrée de l’eau, une analyse des variations de la température d’entrée de l’eau a été effectuée. Due aux fortes variations de température au Québec au cours de l’année, la température de l’eau provenant de l’aqueduc municipal présente aussi des variations importantes selon les mois de l’année. La Figure A.2 montre la variation de température pendant la période printemps - été, tandis qu’à la fin du printemps la température de l’eau mesurée à l’entrée du chauffe-eau ne dépasse pas de 20°C , en été elle arrive jusqu’à une valeur de 28°C . Par conséquent, la température de l’eau à l’entrée du chauffe-eau est directement liée aux changements de la température ambiante à chaque saison de l’année. Cependant, la variation au cours de chaque mois est petite, donc celle-ci peut être considérée comme une constante entre 5°C à 20°C dépendant de la période de l’année.

D’un autre côté, l’effet de la température d’entrée produite par la chaleur diffusée par le chauffe-eau électrique (quand un des éléments est allumé a été analysé). Partant de deux scénarios :

1. avec un consommation d’eau chaude nulle ($W_r = 0$).
2. avec un consommation d’eau chaude constante ($W_r = cte$).

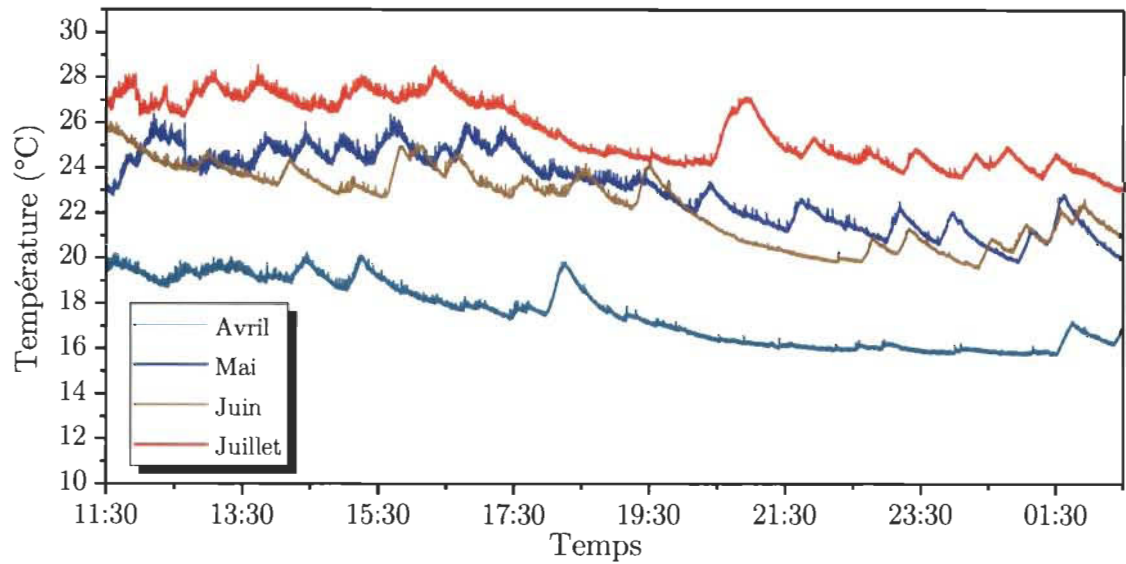


Figure A.2 – Température de l’eau à l’entrée mesurée sur quatre mois de l’année ($W_r = 0$).

Dans le premier scénario, il est observé que la température de l’eau à l’entrée arrive à avoir 10°C de plus que la moyenne, telle que le montre la Figure A.3.

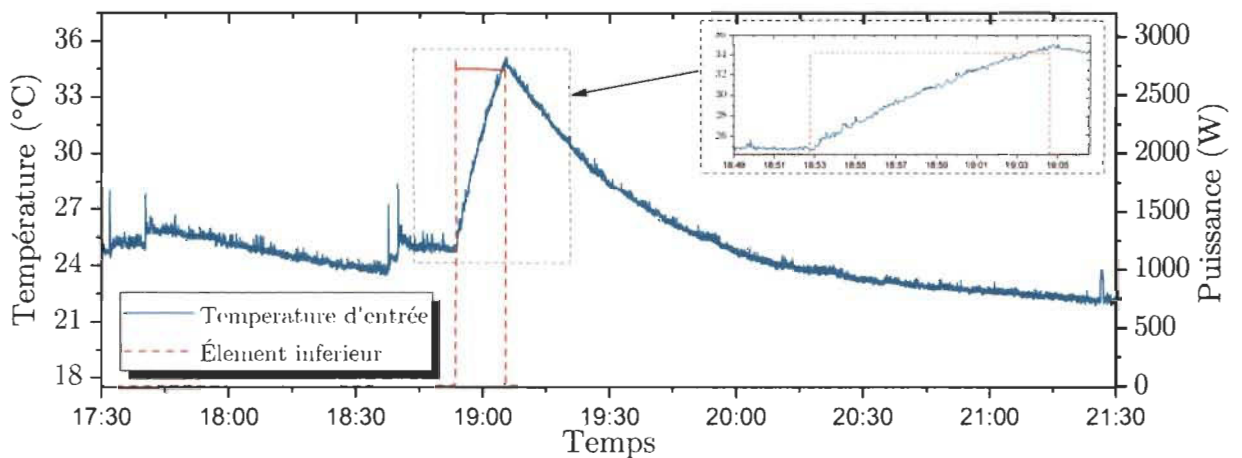


Figure A.3 – Variation de la température de l’eau à l’entrée mesurée ($W_r = 0$).

D’un autre côté, quand il y a une consommation d’eau chaude, la température de l’eau à l’entrée descend rapidement de plus de 15°C, cependant, au moment d’allumer un élément chauffant, la température de l’eau à l’entrée revient à la température initiale, comme le montre la Figure A.4.

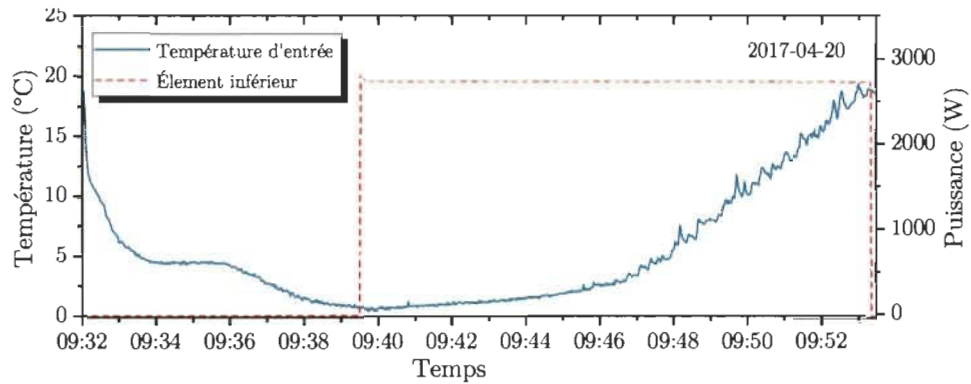


Figure A.4 – Variation de la température de l'eau à l'entrée mesurée ($W_r = cte$) dans le mois d'avril.

A.1.4 Analyse de consommation d'eau chaude

La Figure A.5 présente un profil typique de consommation d'eau chaude d'un consommateur aléatoire. Essentiellement, le calcul de la consommation d'eau chaude domestique dépend des facteurs suivants : les appareils ménagers (lave-vaisselle et lave-linge), l'usage personnel (douches, salles de bains, les robinets) et la composition des ménages.

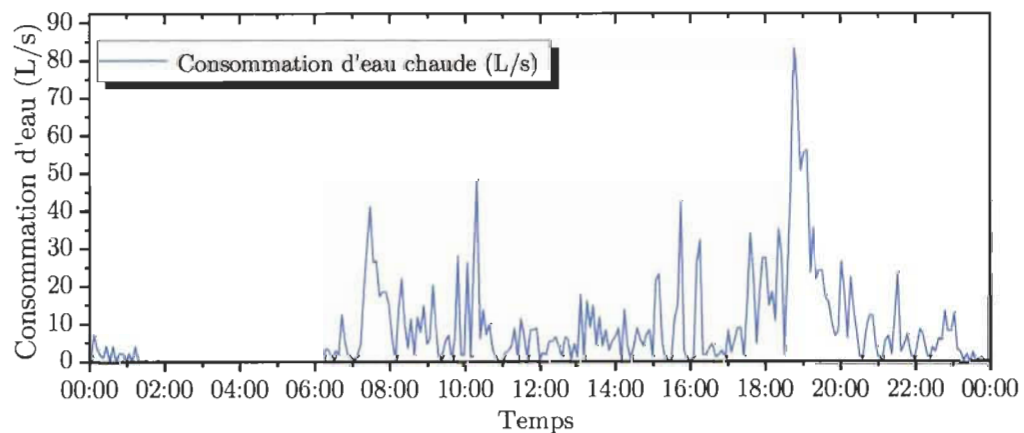


Figure A.5 – Profil typique de la consommation d'eau chaude

La Figure A.6 montre la quantité de consommation moyenne d'eau chaude chaque heure pour les 73 utilisateurs concernant leur consommation quotidienne totale ($< 225, 225 - 330, > 330$ L/jour) et, en même temps, le profil moyen de la consommation de puissance du

chauffe-eau électrique. Chaque profil de consommation d'eau chaude comprend les 7 jours de la semaine. Par exemple, un client avec un consommation moyenne supérieure à 330 L/jour (barre jaune) a une consommation d'eau chaude d'environ 27 L de plus qu'un client avec une consommation moyenne d'eau chaude inférieure à 225 L (barre verte) à 7 :00 a.m

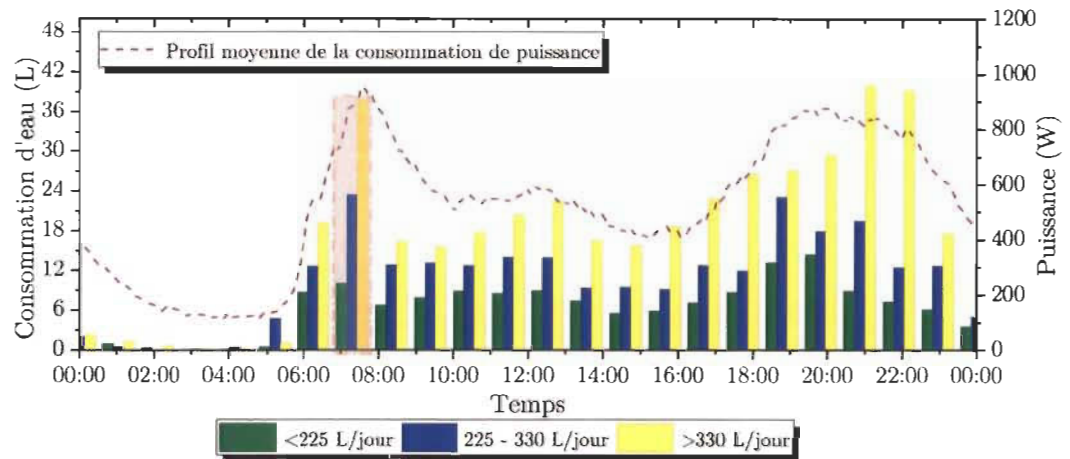


Figure A.6 – Profils de consommation d'eau chaude vs. le profil moyen de la consommation de puissance du chauffe-eau électrique

A.1.5 Simulation et validation expérimentale

En utilisant les données mesurées du banc d'essai développé décrit dans l'annexe C, la performance d'estimation de chaque modèle a été comparée en évaluant deux scénarios :

Dans le premier cas, la variation de la température de l'eau après le processus de charge a été comparée avec une consommation d'eau chaude nulle. Dans le deuxième cas, le processus de chauffage initial du chauffe-eau a été enregistré. La température de la zone de chaleur mesurée est utilisée comme température de l'eau initiale dans le modèle d'une masse. En outre, les températures mesurées dans les zones de chaleur, de mélange et froide, sont utilisées comme les températures initiales de l'eau dans les modèles stratifiés, respectivement.

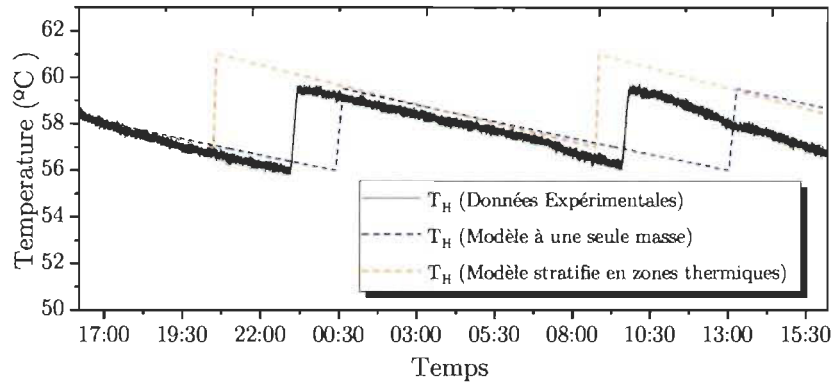
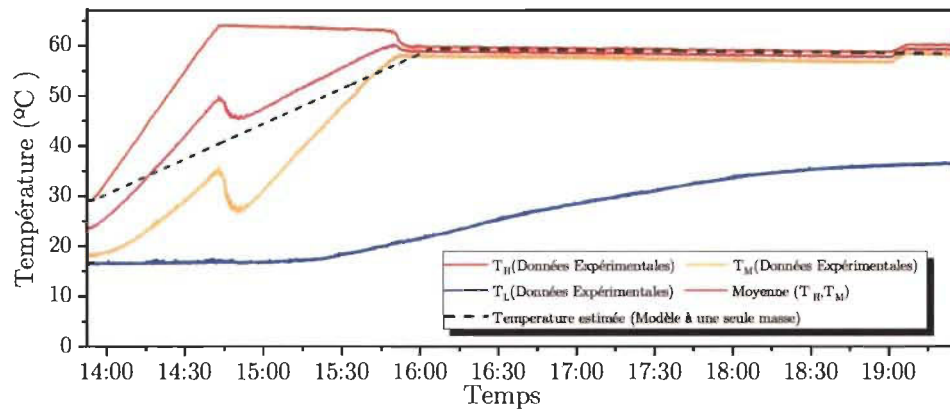
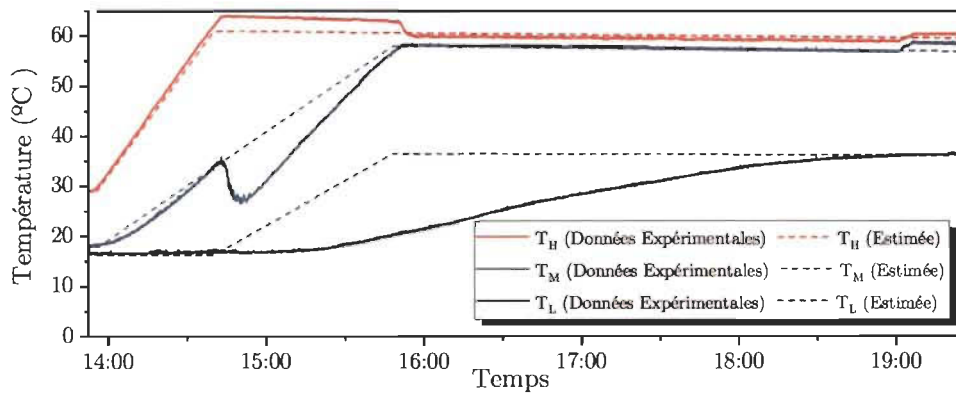


Figure A.7 – Température estimée avec une consommation d’eau chaude nulle ($W_r = 0$).



(a) Modèle à une seule masse



(b) Modèle stratifié en zones thermiques

Figure A.8 – Comparaison de la température estimée avec les données expérimentales.

A.2. Modèles développées sous MATLAB-Simulink®

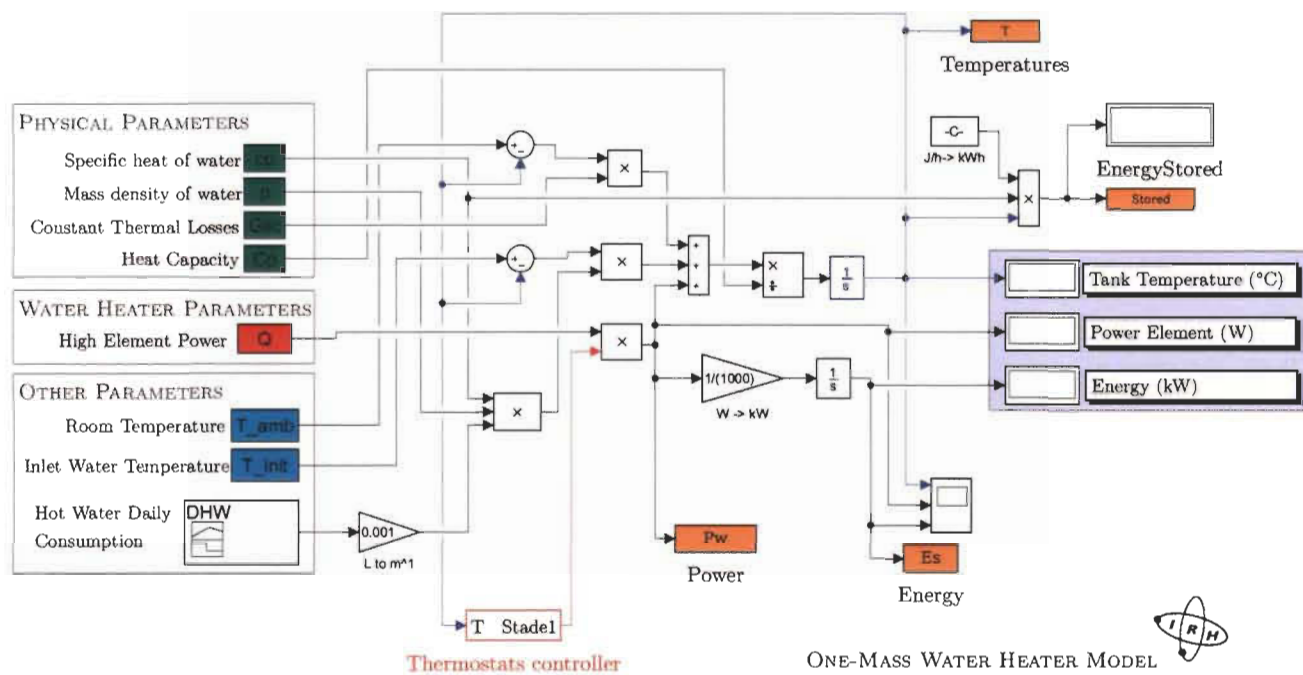


Figure A.9 – Modèle à une seule masse sous Simulink®.

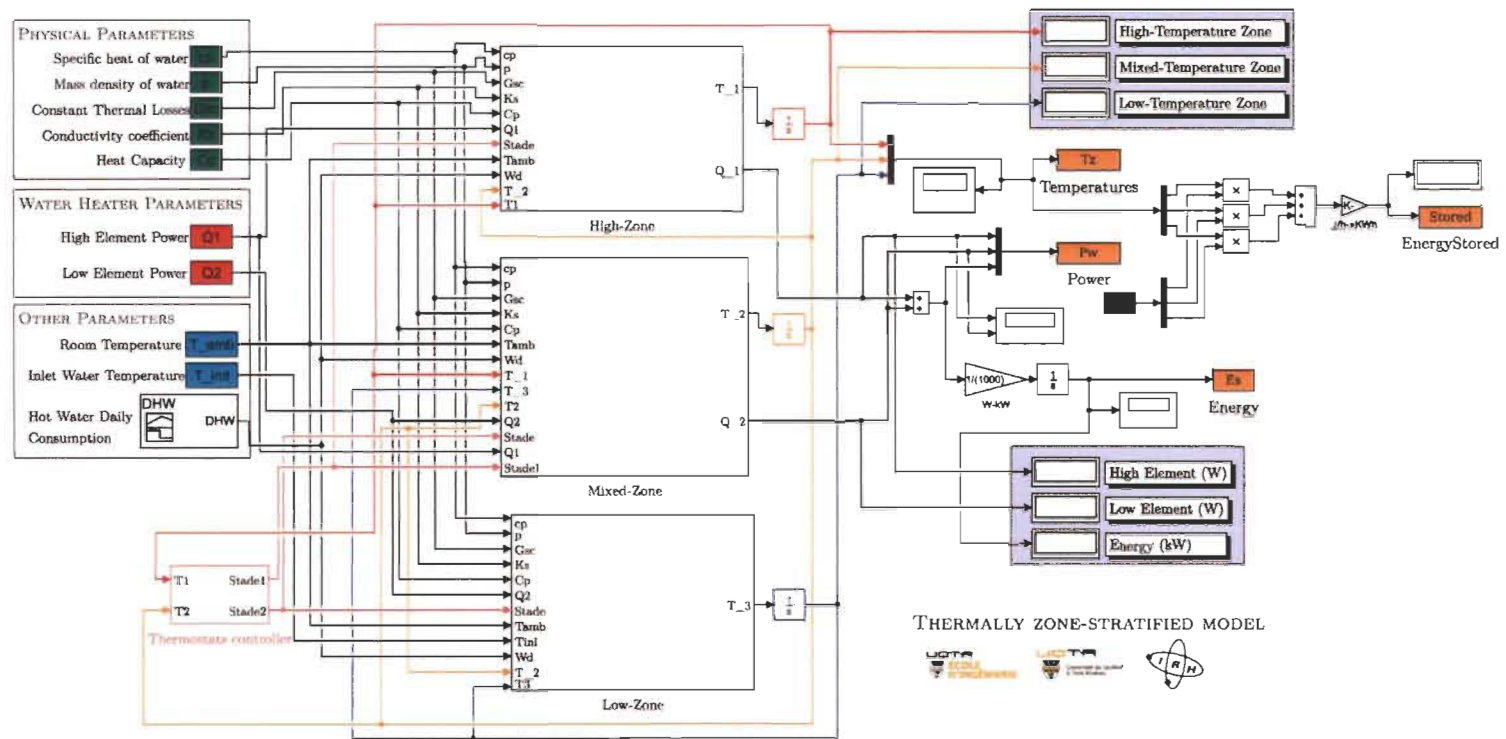
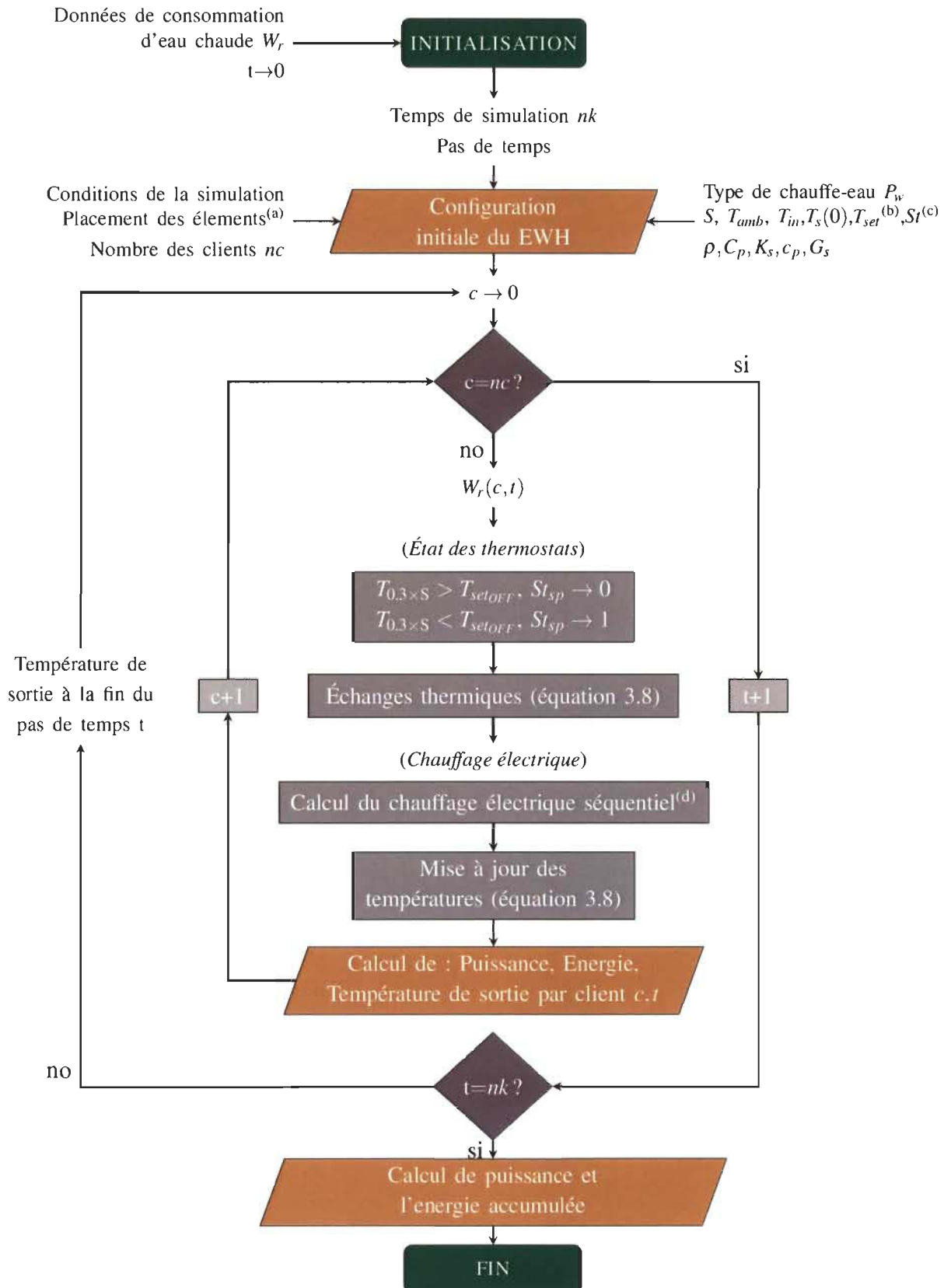


Figure A.10 – Modèle stratifié en zones thermiques sous Simulink®.

Algorithme A.4 Modèle stratifié



Note : (a). Élément Supérieur : $0.3 \times S$ / Élément inférieur : $0.9 \times S$

(b). T_{setON} / T_{setOFF} Température de consigne des thermostats (On/Off)

(c). S_{tsp} / S_{tin} État de l'élément supérieur/ inférieur

(d). L'énergie de l'élément est calculée pour le temps que prendre la dernière couche à avoir la

Annexe B- Développement de la stratégie de gestion

B.1. Caractérisation d'un consommateur

En considérant un consommateur aléatoire parmi les 73 disponibles dans la base de données, la Figure B.1 montre sa consommation moyenne d'eau chaude pendant un jour de la semaine. Le consommateur sélectionné présente une grande consommation en la matinée, ce que prévoit la formation d'un pic de consommation pendant la périodes de matin chaque jour de la semaine.

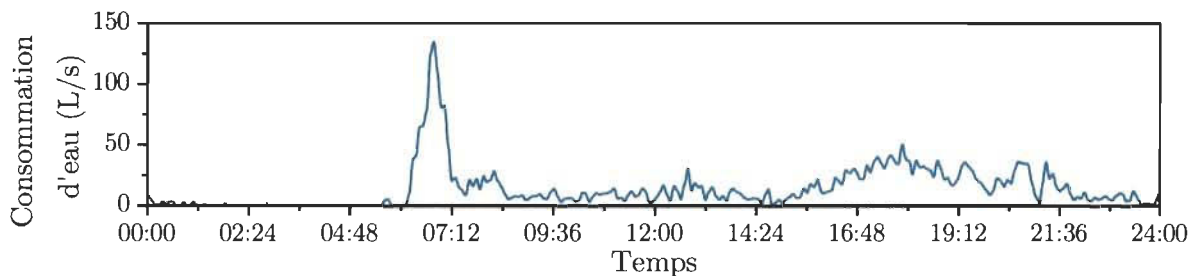


Figure B.1 – Profil de consommation moyenne d'eau chaude pendant un jour de la semaine

À partir des données de consommation d'eau chaude du client sélectionné, il a été calculé le profil de puissance électrique accumulé pour chaque jour de la semaine, tel que le montrent les Figures B.2 et B.3.

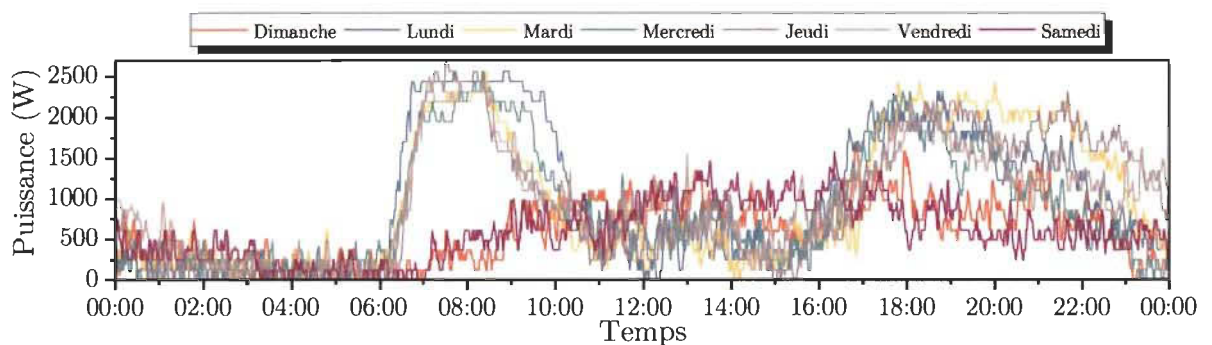


Figure B.2 – Profil de puissance électrique du chauffe-eau électrique par chaque jour de la semaine

La Figure B.3 montre les profils de puissance électrique du chauffe-eau électrique pour chaque jour de la semaine après d'avoir été soumis pour une étape de lissage (section 4.3.1). D'une part, il est observé la similitude du comportement entre les jours de lundi à vendredi, de même pendant les fins de semaine. Ceux-ci expliquent les résultats de corrélation obtenus (Section 4.2).

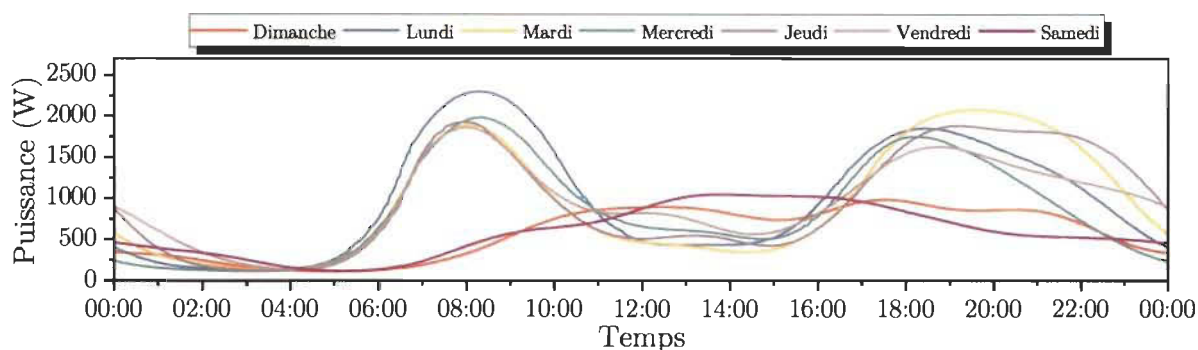


Figure B.3 – Profil de puissance électrique du chauffe-eau électrique par chaque jour de la semaine avec lissage

D'une autre part, afin d'évaluer la corrélation existante entre la consommation d'énergie finale par jour de la semaine, les profils d'énergie accumulée chaque jour de la semaine ont été calculés. De même que la puissance électrique, où les jours de lundi à vendredi ont un niveau de consommation très semblable. Par ailleurs, comme prévu, par rapport aux consommations de puissance électrique, la consommation d'énergie finale pendant la fin de semaine est nettement inférieure à celle de lundi à vendredi.

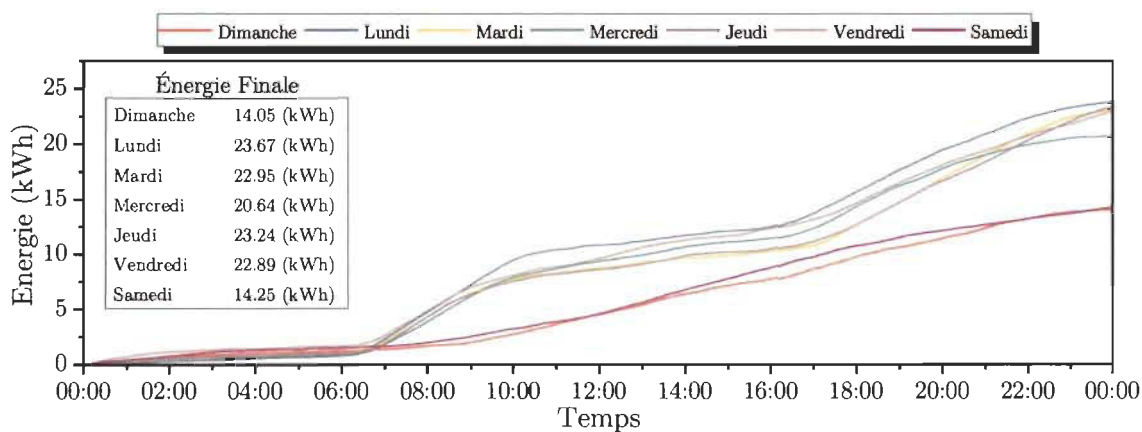


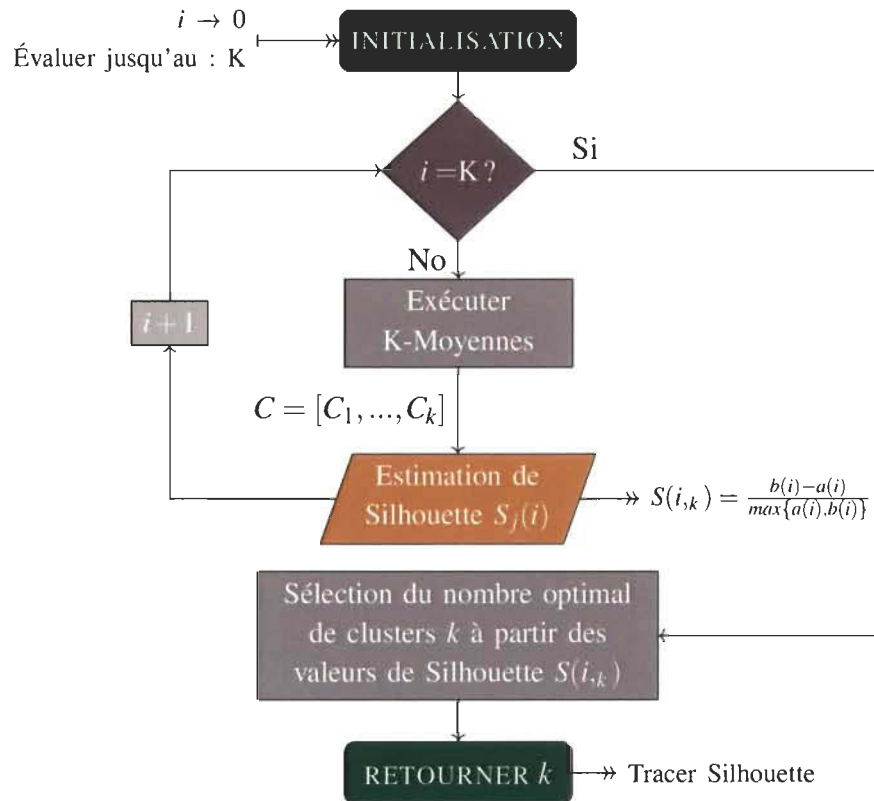
Figure B.4 – Profil d'énergie du chauffe-eau électrique chaque jour de la semaine

B.2. Mise en œuvre de la méthode de K-Moyennes

B.2.1 Méthode de la Silhouette

Ensuite, le processus d'estimation du nombre optimal de clusters en utilisant la méthode de la silhouette est détaillé :

Algorithme B.5 Méthode de la Silhouette



B.2.2 Programmation dynamique : Suite de l'algorithme 4.3

```

18: Fonction ESTIMATIONHORAIREOPTIMAL( $(C_p, C_{le}, t)$ )
19:   1 - Mémoization : Mémoriser les valeurs minimales retournées de sous-problèmes
20:   Pour  $P_w \leftarrow 1$  calculer { Si en  $t_0$  l'état de l'élément est ON }
21:     Tant que
22:       Pour  $i \leftarrow t + 1, m$  calculer
23:          $[Etat(i, 1), FCs(i, 1)] = EstimationFonctionCout(C_p, C_{le}, i)$ ;
24:       Fin Pour
25:     Jusqu'à  $m = 24$  Heures
26:     Estimer valeur totale de fonction de coût si  $P_w \leftarrow 1$  ( $J_1$ )
27:   Fin Pour
28:   Pour  $P_w \leftarrow 0$  calculer { Si en  $t_0$  l'état de l'élément est OFF }
29:     Tant que
30:       Pour  $i \leftarrow t + 1, m$  calculer
31:          $[Etat(i, 2), FCs(i, 2)] = EstimationFonctionCout(C_p, C_{le}, i)$ ;
32:       Fin Pour
33:     Jusqu'à  $m = 24$  Heures
34:     Estimer valeur totale de fonction de coût si  $P_w \leftarrow 0$  ( $J_2$ )
35:   Fin Pour
36:   2 - Récurrance : Minimiser la fonction de coût
37:   Estimer  $\min(J_1, J_2)$  { Valeur minimale dans la fonction de coût }
38:   Si ( $J_1 < J_2$ ) alors
39:      $H = Etat(:, 1)$ 
40:   Sinon
41:      $H = Etat(:, 2)$ 
42:   Fin Si; Retourner :  $\langle H \rangle$ 
43: Fin Fonction
44:  $Etat_{i,(1,2)}$  : État de l'élément en  $i$  quand l'état initial de l'élément est 1-ON, 2- OFF;
45:  $FCs_{i,(1,2)}$  : Coût de sous-problème en  $i$  quand l'état initial de l'élément est 1-ON, 2- OFF;
46: Fonction ESTIMATIONFONCTIONCOUT( $(C_p, C_{le}, i)$ )
47:   Estimer  $T_{sort}$  en Cas 1 :  $P_w \leftarrow 1$ ;
48:   Estimer Fonction-coût sous-problème ( $F_{cout,1}$ );
49:   Estimer  $T_{sort}$  en Cas 2 :  $P_w \leftarrow 0$ ;
50:   Estimer Fonction-coût sous-problème ( $F_{cout,2}$ );
51:   Estimer  $\min(F_{cout,1}, F_{cout,2})$ 
52:   Si ( $F_{cout,1} < F_{cout,2}$ ) alors
53:      $Etat(i, :) = 1$ ;  $FCs(i, :) = F_{cout,1}$ 
54:   Sinon
55:      $Etat(i, :) = 0$ ;  $FCs(i, :) = F_{cout,2}$ 
56:   Fin Si; Retourner :  $\langle Etat \rangle$ 
57: Fin Fonction

```

Annexe C- Banc d'essai expérimental

Un banc d'essai expérimental a été conçu afin de valider les modèles de chauffe-eau électrique et étudier le comportement de la consommation d'énergie électrique du chauffe-eau, et le comportement de la température de l'eau à trois régions spécifiques du réservoir. La structure du banc d'essai est présentée dans la Figure C.1.

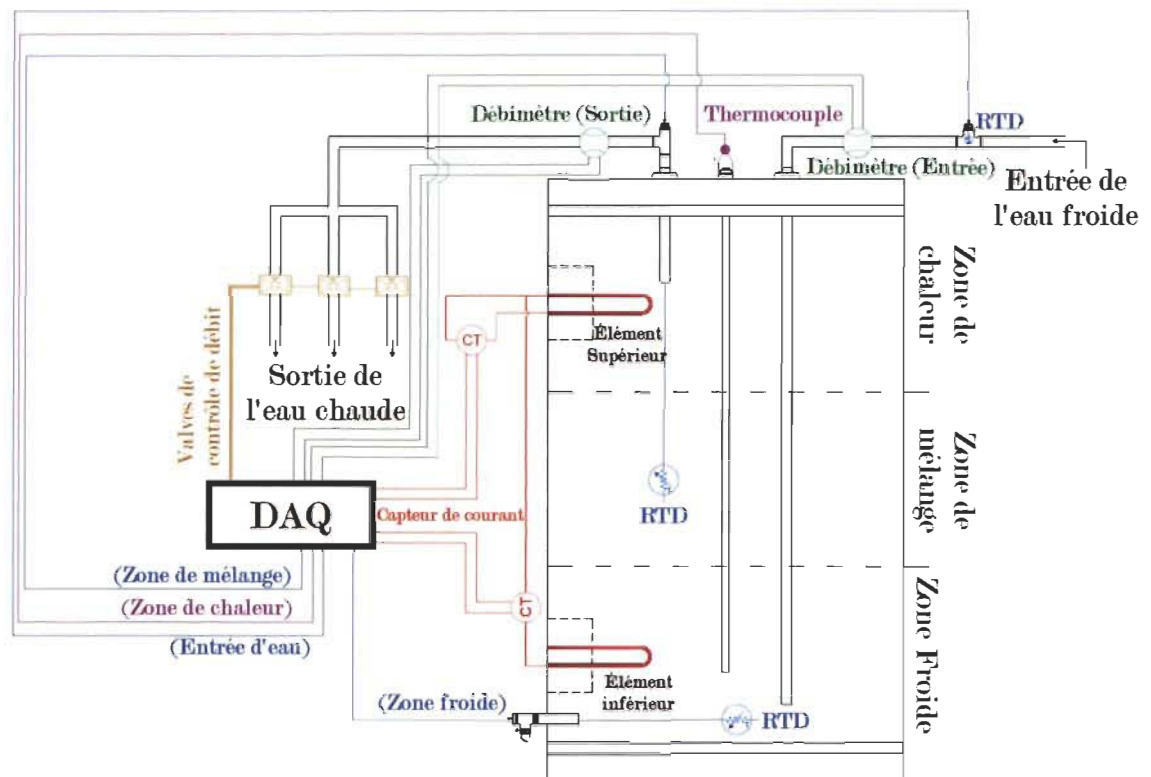


Figure C.1 – Schéma en blocs du banc d'essai expérimental du chauffe-eau électrique.

Un chauffe-eau électrique résidentiel typique, fabriqué par Giant Factories a été sélectionné (Voir fiche technique annexée C.1.4); Il comprend deux éléments chauffants d'une puissance nominale de 3 kW chacun et d'une capacité totale de 30 gal (Imp) ou 135L. La Figure C.2 montre une vue réelle du banc d'essai expérimental développé.

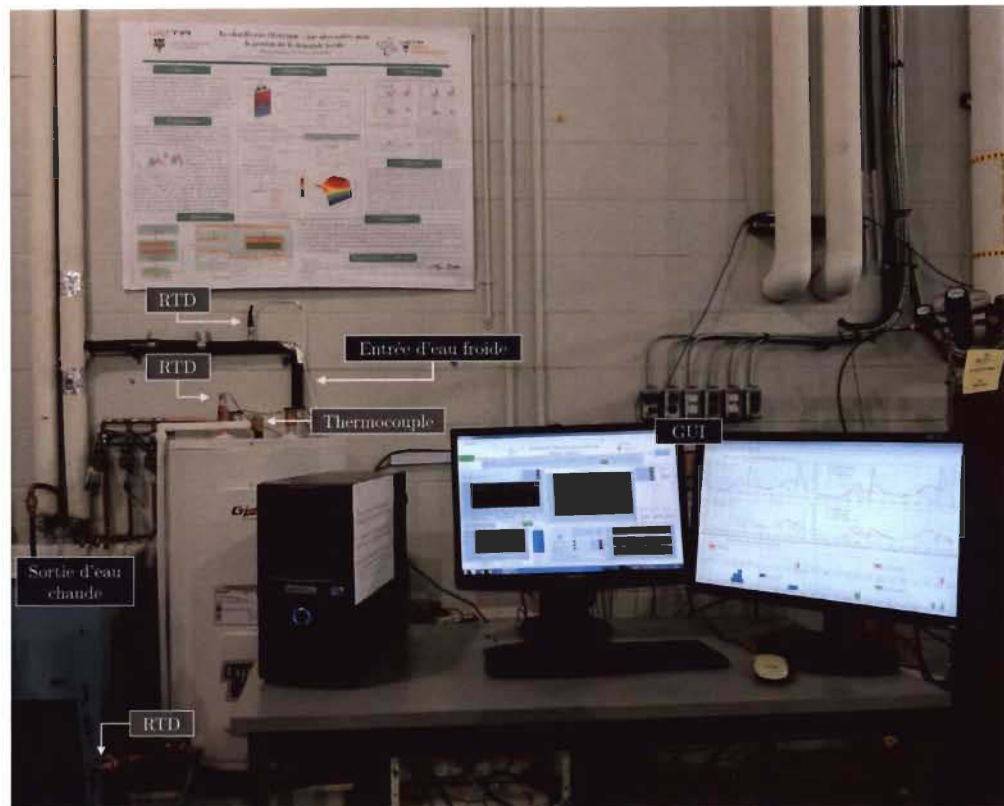


Figure C.2 – Vue réelle du banc d'essai expérimental construit dans le cadre du projet.

C.1. Description du banc d'essai

Afin de mesurer la variation de la température à l'intérieur du chauffe-eau, le réservoir a été divisé en trois zones d'égal volume et un capteur de température a été installé dans chaque région. De plus, un capteur de température a été ajouté à l'entrée d'eau froide. La mesure de la quantité d'eau soutirée (consommée) est faite en utilisant deux débitmètres, lesquels ont été positionnés dans les conduits d'entrée et de sortie, respectivement. Deux capteurs de courant et un de tension ont été installés afin de mesurer l'énergie consommée pour le chauffe-eau et la tension d'alimentation du réseau. Finalement, afin de simuler une consommation d'eau chaude, trois électrovannes ont été ajoutées.

C.1.1 Capteurs de température

Dans la présente étude un thermocouple de type K a été connecté à la zone supérieure du réservoir, précisément au centre de l'anode. De plus, trois détecteurs de température à résistance (RTDs-PT100), alimentés par une source de courant externe de 1mA ont été installés. Le conditionnement effectué pour les RTD est montré en détail dans la Figure C.3 [75].

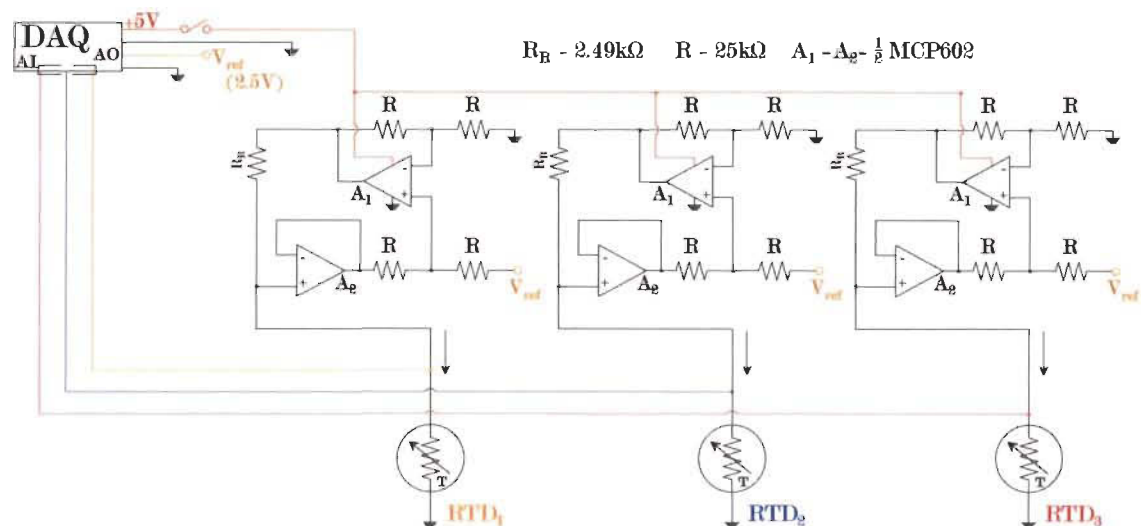


Figure C.3 – Conditionnement des capteurs RTD.

C.1.2 Capteurs de courant et tension et capteurs de débit de l'eau

Afin de mesurer l'énergie consommée par le chauffe-eau, deux capteurs de courant LEM (TT 50-SD) ont été installés. Le premier capteur est directement connecté à l'élément supérieur, et le second capteur est connecté aux deux éléments en série. La mesure de tension est faite à partir d'un transformateur de tension.

La mesure de la quantité d'eau qui sort (et qui entre) du système est faite en utilisant deux débitmètres avec sortie d'impulsion (FTB4600).

C.1.3 Électrovannes et contrôle

En vue de simuler une consommation d'eau chaude, trois électrovannes (SV220) ont été installées. Le contrôle de chaque électrovanne est stipulé en utilisant un circuit de commutation à ligne directe, tel que montre la Figure C.4. Le module d'acquisition de données (DAQ) envoie un signal de commande numérique pour ouvrir/fermer les électrovannes.

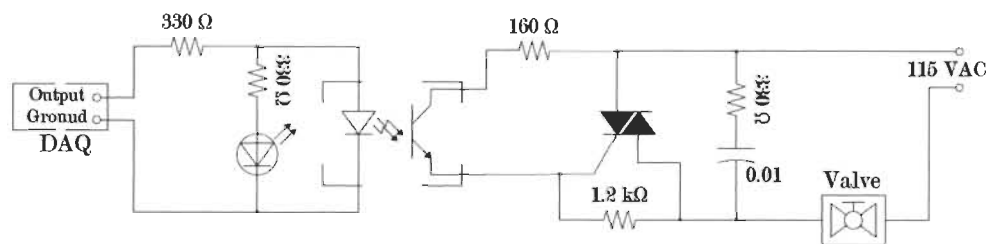


Figure C.4 – Contrôle des électrovannes à l'aide de la commutation à ligne directe.

C.1.4 Acquisition de données et Interface graphique

Une seule carte d'acquisition PCI-6024E est utilisée comme système d'acquisitions données. La carte est connectée à un bloc de connexion d'E/S blindé SCB-68. La Figure C.5 montre, une vue réelle du bloc SCB-68 et la Figure C.6 montre le schéma en détail de connections.

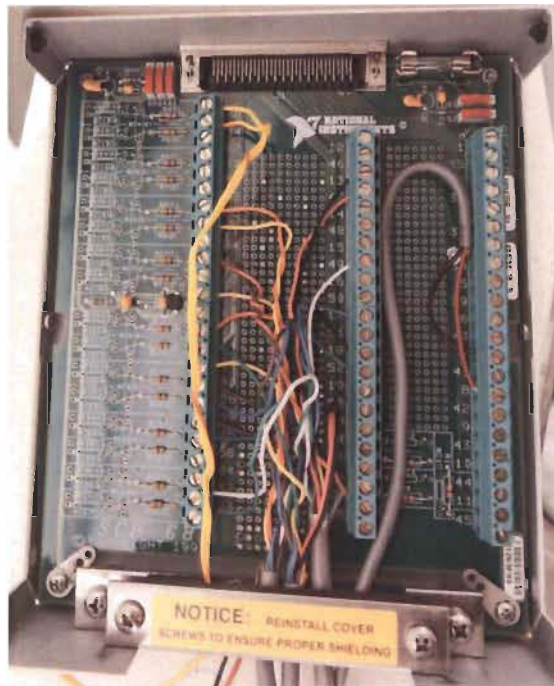
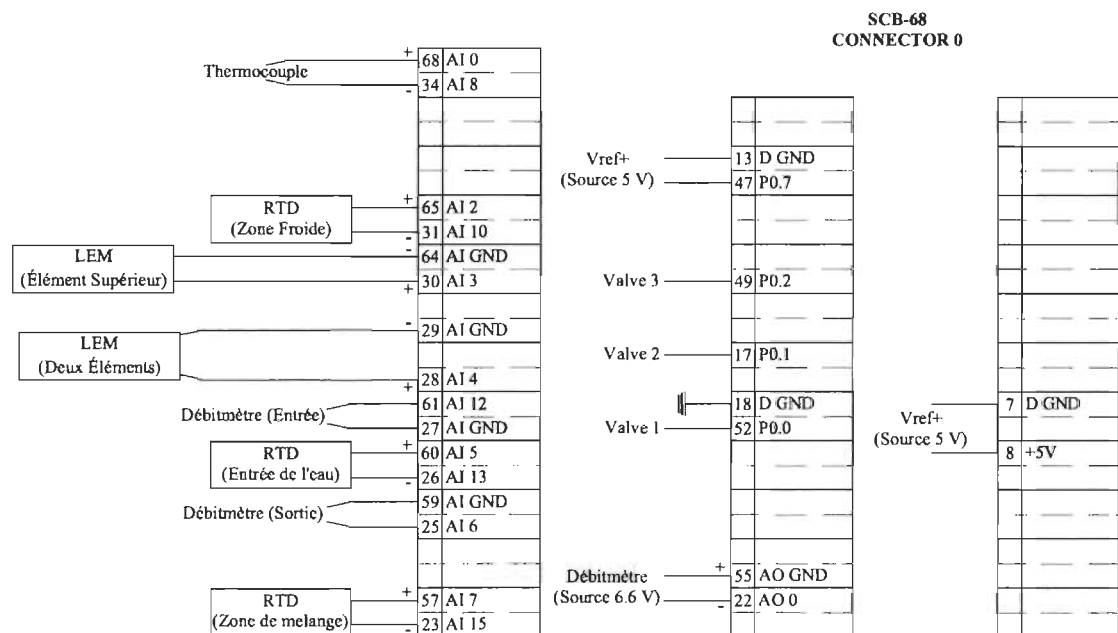


Figure C.5 – Vue réelle du bloc de connexion d'E/S blindé SCB-68.



Afin de faciliter l'interaction avec l'utilisateur, une interface graphique (GUI) a été développée à l'aide du logiciel LabVIEW. L'application permet le chargement d'un profil de

soutirage d'eau pour être reproduit par les électrovannes. D'autre part, comme on le voit dans la Figure C.7 l'interface graphique fournit à l'utilisateur les données de mesure en temps-réel des températures, puissance et consommation de l'eau. De même, elle offre la possibilité de définir le taux d'échantillonnage pour le stockage de données.

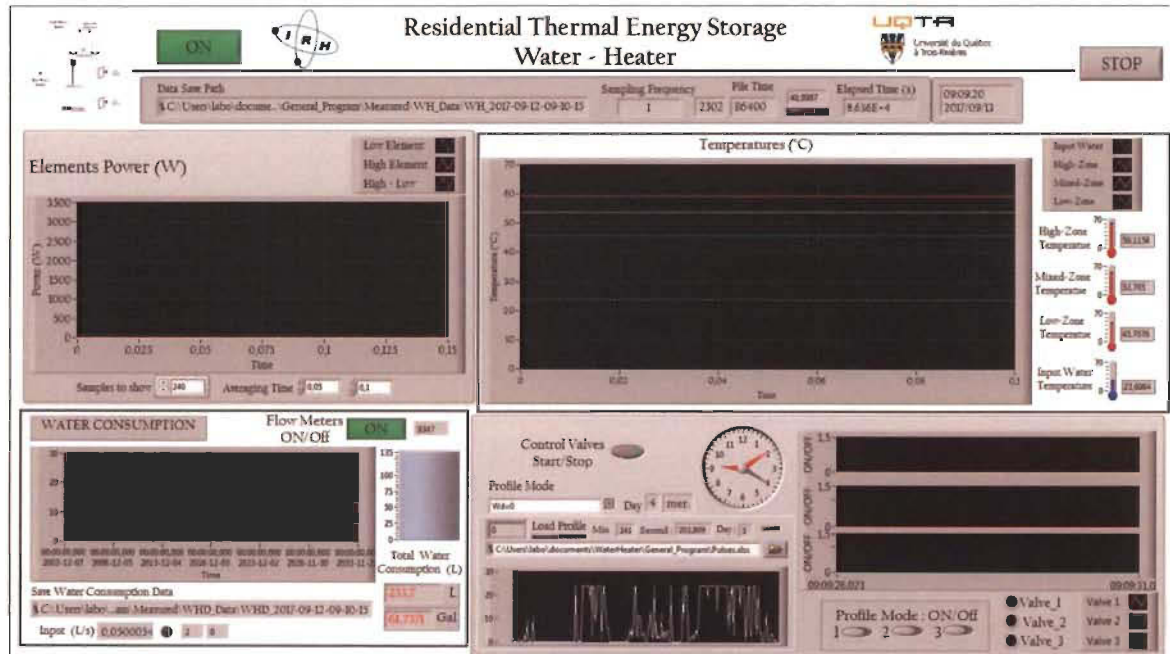


Figure C.7 – L'interface graphique.



FICHE TECHNIQUE D'ESTIMATION

Chauffe-eau résidentiels électriques C191.1
entrée d'eau froide sur le dessus

MODÈLES 142ETE

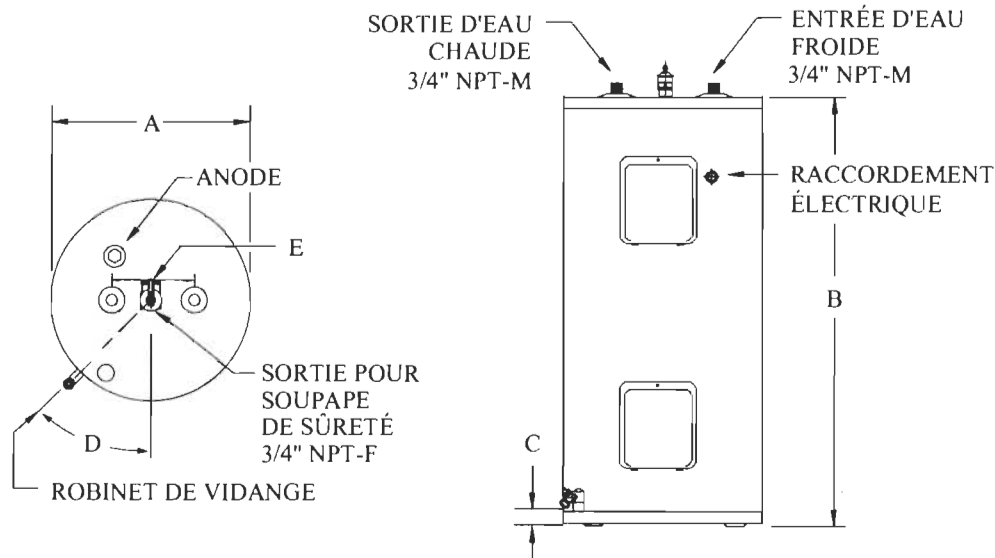
30 gallons Impériaux / 135 litres

isolés avec 2 pouces d'isolant écologique **GREENFOAM**

Ces modèles respectent les normes de construction CSA 22.2

et respectent ou dépassent les normes d'efficacité énergétique RNCAN

Modèles	Capacité			Puissance	Voltage	Perte de chaleur latente	Diamètre (A)	Hauteur (B)	C	D	E	Raccords des connexions	Poids à la livraison (lb/kg)
	gal (US)	Litres	gal (Imp)				po (mm)	po (cm)	po (mm)	po (mm)	po (mm)		
142ETE-1F7M	36	135	30	1 500 W	120 V	51 W	22 (56)	36 1/4 (92)	2 1/2 (6)	45°	8 (20)	3/4" NPT	115 (52)
142ETE-2F7M	36	135	30	3 000 W	208 V	51 W	22 (56)	36 1/4 (92)	2 1/2 (6)	45°	8 (20)	3/4" NPT	115 (52)
142ETE-3F7M	36	135	30	3 000 W	240 V	51 W	22 (56)	36 1/4 (92)	2 1/2 (6)	45°	8 (20)	3/4" NPT	115 (52)



NOM DU PROJET _____

ADRESSE _____

ENTREPRENEUR _____

ADRESSE _____

INGÉNIEUR _____

DATE DE SOUMISSION _____

PRODUIT REQUIS

NO. DE MODÈLE	DIMENSION	QUANTITÉ
NO. DE MODÈLE	DIMENSION	QUANTITÉ
NO. DE MODÈLE	DIMENSION	QUANTITÉ
NO. DE MODÈLE	DIMENSION	QUANTITÉ

REQUIS POUR LE _____

Conformément à la politique d'amélioration continue de nos produits, Usines Giant Inc. se réserve le droit de faire tout changement sans préavis.

giantinc.com



40, avenue Lesage, Montréal-Est (Québec) Canada H1B 5H3 • Téléphone : (514) 645-8893 • Télécopieur : (514) 640-0969

Annexe D- Communications

Parameter Estimation of Electric Water Heater Models Using Extended Kalman Filter

Maria Zuñiga, Kodjo Agbossou, Alben Cardenas, Loïc Boulon
Hydrogen Research Institute (IRH)
Université du Québec à Trois-Rivières QC G9A 5H7
Email: {Maria.Zuniga.Alvarez,
Kodjo.Agbossou, Alben.Cardenasgonzalez, Loic.Boulon}@uqtr.ca

Abstract—Electric water heaters have been regarded as a load to be exploited in residential energy management applications due to their potential energy storage capacity. Nevertheless, the implementation of control strategies for water heater systems requires high-performance models which must be capable of reproducing a water heater's internal operation dynamics, especially their inner water temperature variations. Therefore, appropriate water heater model selection and design is a challenge. This paper presents physical parameter estimation methods for two typical water heater models based on experimental data. The first method is based on the evaluation of the on-off times of the heating elements when there is no water consumption; the second method uses an extended Kalman filter to estimate the model's states and physical parameters. Additionally, by leveraging these estimated parameters, a comparative study of the temperature estimation and electric power consumption in both water heater models has been produced and is included. Experimental results show that a precise estimation of the physical parameters in the model allows the water thermal process to accurately identify and predict future power and energy consumption values.

Keywords—Water heater system modeling; layer stratification; thermal zones; energy storage; extended Kalman filtering; parameter estimation;

1. INTRODUCTION

Water heating is, after space heating, the second largest household energy system used in Canada. It represents around 15 to 21 percent of the average household energy bill's sum total [1]. It is also notable that 90% of residential customers in Quebec, Canada, use electric water heaters [2], therefore, water heating systems represent a significant portion of the country's aggregated power demand peaks. As such, water heater systems have been the main focus in demand-side management studies due to their energy storage capacity. For instance, many studies have developed different water heater control strategies based on the load shifting approach [3]–[7]. However, load management strategies require rigorous water heater models to provide accurate information about the thermodynamic effects on water when the heating elements are in changing states.

In the literature, several works have presented different types of water heater models, mostly grey box and physics-based models [8], [9], since they afford a detailed knowledge of the system's inner behavior. Physical models, for the most part, are based on standard thermodynamic principles such as energy balance analysis, under few or no assumptions. Grey box models use the mathematical structure of physical models and perform the parameter estimation using physical measurement systems [8]. Overall, physical models tend to

be more accurate than the grey box models and are most commonly used in control applications, depending on the complexity of the studied model. Different physical water heater models have been developed, some of which represent the water heater as a one-mass system using a single heating element [10]–[13]. Those are based on an energy flow analysis and two principal assumptions: first, water is perfectly mixed into the tank and second, the water heater has only a single heating element precisely situated at the center of the tank. On the other hand, some physical models formulate a flow analysis based on thermal stratification, whether considering three principal thermal zones (i.e. top, mixing and bottom) [14], [15] or different numbers of layers [16]–[19].

In order to give an accurate representation of the dynamics of the inner water temperature directly related to system control, these models require the knowledge of several water physical coefficients and also the water heater's physical parameters. There are many specialized techniques used for parameter estimation, most of which use experimental measured data. Shad et al. [13], [20] present an estimation methodology of the physical parameters of a water heating system using the prediction error minimization method which also allows the estimation of the on/off time intervals of its heating elements. Nevertheless, the process is applied to a one-mass water heater model. Several works demonstrate the performance of the Extended Kalman Filtering (EKF) method for parameter estimation in non-linear systems [21]. The aim of this work is to analyze a physical parameter estimation process through an EKF method applied to a thermal zone-stratified water heater model. In addition, an experimental study is proposed in order to compare the accuracy of various physical water heater models in representing water temperature's variations.

The paper is organized as follows. The formulation of the water heater models under analysis is detailed in Section II. Section III exposes the experimental study and the model development in MATLAB-Simulink. Section IV describes the parameter estimation process. Simulation and experimental results are presented in Section V. Finally, Section VI concludes the study and provides recommendations for future works.

II. WATER HEATER MODEL

In order to simulate the thermal dynamics and the stored energy of an electrical water heater system, an energy balance analysis must be considered. Likewise, three main phenomena have to be examined in the mathematical formulation of the model: natural water cooling, water heating inside the

tank due to the heating elements' activation and hot water consumption. As previously mentioned, several studies have developed different water heater modeling approaches. In this study, two physical models of water heater are analyzed; mathematical formulation and analytical descriptions for each model are detailed below.

A. One-mass model

This modeling approach is based on the representation of the water heater as a perfectly mixed one-mass system. Therefore, the internal fluid's convective heat transfer is considered negligible. Moreover, though the water heater has two heating elements, its internal configuration (master/slave) allows for just one element in operation. Thus, one of the most important assumptions considered in this model is the representation of the heating elements by only one element located at the center of the tank, as shown in Fig. 1a. The water temperature is determined by solving the internal energy balance equation in the tank, calculated as follows [9]–[13]:

$$C_p \frac{dT}{dt} = Q_{flow} + Q_{loss} + Q_H \quad (1)$$

where C_p is the heat capacity ($J/^\circ C$), T is the water temperature ($^\circ C$), the exchanged heat of the system in each hot and cold water extraction/injection is given by Q_{flow} , Q_{loss} is the heat losses by natural cooling and the energy produced by the heating element is represented by Q_H ; this latter is constant and depends on the power of the element. Equation (1) can be developed more precisely as below [12]:

$$C_p \frac{dT}{dt} = \rho W_r c_p (T_{in} - T) + G(T_{amb} - T) + Q_H \quad (2)$$

where ρ is the mass density of water (k_g/m^3), c_p is the specified heat of water equivalent to $4190 (J/k_g^\circ C)$, W_r is the water flow rate by the hot water withdrawal (L/s) and G corresponds to the loss coefficient between the water tank and the environment ($W/^\circ C$), strictly dependent on the thermal resistance and isolation of the tank. Finally, T_{in} and T_{amb} are the inlet water and room temperature respectively ($^\circ C$).

B. Thermal zone-stratified model

The thermal zone-stratified model considers the water heater as a water storage tank stratified in three zones, as shown in Fig. 1b. This procedure allows the identification of three principal thermal regions in the tank (high-temperature zone, mixed zone, low-temperature zone) [14], [15].

The high-temperature zone corresponds to the region of the hot-water outlet, where the heating element has priority in operation, which always ensures a high outlet water temperature. The low-temperature zone is related to the region where the inlet cold water is located and the water temperature is colder due to direct contact with the cold water (ambient temperature) inlet from the aqueduct. The mixed region is set to be between the low and high-temperature zones, where the water is continually mixing between hot and cold temperatures. Inside this region, the water temperature is expected to be warmer than the low-temperature zone, but obviously colder than the high-temperature zone. Some of the main assumptions of the model are:

- The water in each zone is mixed perfectly;
- The heating elements are positioned such as there is one in the middle of the high-temperature zone and the other

one in the middle of the low-temperature zone, always prioritizing the upper element in the control loop;

- Heating losses are defined for each zone, thus allowing the possibility of including the effects of irregularities in the tank's construction [15].

An energy flow analysis is used for determining the temperature in each zone and is defined as follows:

- High-temperature zone

$$C_{p1} \frac{dT_H}{dt} = \rho W_r c_p (T_M - T_H) + G_{sc1} (T_{amb} - T_H) + Q_{f1} + Q_{h1} \quad (3)$$

$$Q_{f1} = K_{s2} T_M - K_{s1} T_H$$

- Mixed zone

$$C_{p2} \frac{dT_M}{dt} = \rho W_r c_p (T_L - T_M) + G_{sc2} (T_{amb} - T_M) + Q_{f2} \quad (4)$$

$$Q_{f2} = K_{s1} T_H + K_{s3} T_L - K_{s2} 2T_M$$

- Low-temperature zone

$$C_{p3} \frac{dT_L}{dt} = \rho W_r c_p (T_{in} - T_L) + G_{sc3} (T_{amb} - T_L) + Q_{f3} + Q_{h2} \quad (5)$$

$$Q_{f3} = K_{s2} T_M - K_{s3} T_L$$

where T_H is the upper zone temperature, T_M is the mixed zone temperature and T_L corresponds to the lower zone temperature. G_{scN} is the loss coefficient between each zone and the environment, Q_{fN} is the heat exchanged between the zones of water due to conduction reliant on the water mass flow between zones for the conductivity coefficient in each zone K_{sN} and N is the corresponding zone.

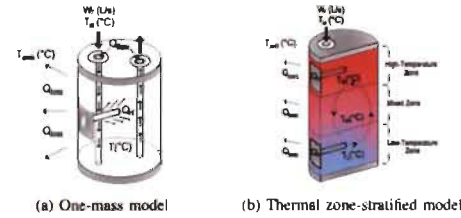


Fig. 1. Heat transfer representation

III. EXPERIMENTAL STUDY

Knowledge of the water temperature change and electric consumption of water heaters allows a better understanding of the water heater's dynamics. Therefore, an experimental test bench was designed to study the electric power consumption of the water heater, its hot water consumption and the water temperature behavior in three specific regions of the tank. The test bench's structure is shown in Fig. 2.

A. Water Heater System

A typical residential electric water heater, manufactured by Giant Factories, has been selected for this study; it includes two heating elements with a nominal power of 3 kW each and a total capacity of 30 gal (Imp) or 135L for the water tank itself.

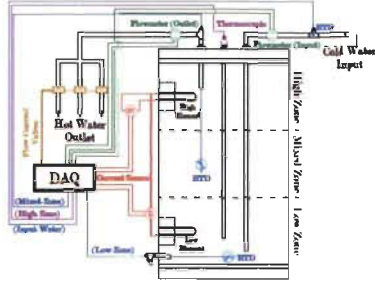


Fig. 2. Water heater test bench schematic diagram

B. Sensors

In order to measure temperature variations, the water tank has been divided into three zones of equal volume and a temperature sensor has been installed in each region, as shown in Fig. 2. Additionally, another temperature sensor is set in the cold water inlet. Moreover, the flow rates of the inlet and outlet water have been measured by deploying two flow meters in both pipelines. Two current sensors were installed, the first one being directly connected to the high element, and the second one linked to both elements in series. In order to calculate the power consumption of each heating element, the input voltage of the power grid has also been measured. Finally, the water withdrawal was controlled by three electro-valves.

The temperature sensors used in this study include one type K thermocouple connected to the high zone of the tank, precisely in the center of the anode rod and three platinum resistance temperature detectors (RTDs-PT100), each energized by an external current source of 1mA. Fig. 3 shows the conditioning performed for the RTDs [22]. The flow valve's control is stipulated by a hot-line switching circuit, as shown in Fig. 4. The data acquisition module (DAQ) sends a digital control signal for opening/closing the valves.

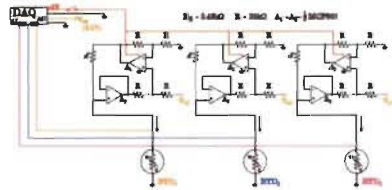


Fig. 3. RTDs sensors conditioning

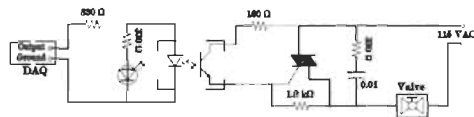


Fig. 4. Valves control by using hot-line switching

C. Data Acquisition and GUI

A single PCI-6024E data acquisition board is used as a data logging system. The board is connected to a shielded connector block SCB-68 using eight analog inputs connected to different sensors as well as one analog output and four digital outputs for sending control signals. In order to facilitate the interaction of the user with the test bench, a graphical user interface (GUI) has been developed using LabVIEW software. The application allows the loading of a water withdrawal profile that can be experimentally reproduced by the flow valves. A manual activation of the flow valves is also possible. On the other hand, as is seen in Fig. 5, the graphical interface provides the user with real-time measurement data and offers the possibility of setting the sampling rate for the data storage.

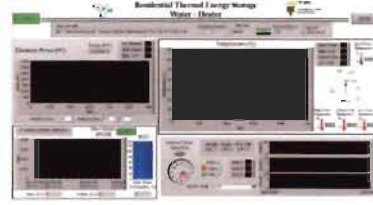


Fig. 5. Graphical user interface



Fig. 6. Experimental setup

D. Model Development in MATLAB-Simulink®

In both cases, the water temperature is controlled by a thermostat (with hysteresis) with a set point fixed at 60°C. The thermostats only switch when the temperature rises above of the set point and falls below of the dead band. However, by considering that in the one-mass model, the thermostat is hypothetically located in the middle of the tank, the corresponding thermostat dead band is selected as 5°C, as shown in equation 6. Otherwise, in the thermal zone-stratified model, the dead band for the upper and lower element has been fixed at 5°C and 10°C respectively, given by equation 7. Fig. 7 shows the one-mass model in Simulink®.

$$Q_H = \begin{cases} Q_H & T < T_s^* - 5^\circ\text{C} \\ 0 & \text{otherwise} \end{cases} \quad (6)$$

$$Q_{h1}, Q_{h2} = \begin{cases} Q_{h1} & T < T_s^* - 5^\circ\text{C} \\ Q_{h2} & T < T_s^* - 10^\circ\text{C} \wedge Q_{h1} = 0 \end{cases} \quad (7)$$

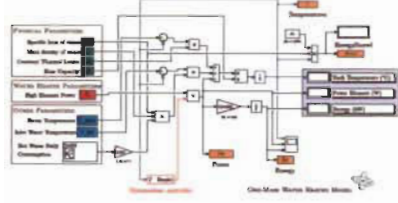


Fig. 7. One-Mass model in Simulink®

IV. PARAMETER ESTIMATION PROCESS

Some of the physical properties of water so their variations are negligible for the physical conditions of the present study. Nevertheless, this simplification means that there is no precise knowledge of the thermal parameters, for example, the loss coefficient value, heat capacity of the tank or, in the case of the thermal zone-stratified model, the conductivity coefficient in each region. Therefore, a parameter estimation process for each model is performed using the measured data from the experimental study.

A. Parameter estimation using power consumption measurements (One-mass model)

A possible solution of the differential equation (2) is presented in [12], [13], [20] by equation (8).

$$T(t) = T(t_0)e^{-(t-t_0)/\tau} + A(1 - e^{-(t-t_0)/\tau}) \quad (8)$$

where

$$\tau = \frac{C_p}{G + \rho c_p W_r} \quad A = \frac{GT_{amb} + \rho c_p W_r T_{in} + Q_h}{G + \rho c_p W_r}$$

This identification process is based on the estimation of the off-time maximum duration of heating elements and the on-time minimum of heating elements when there is no hot water consumption [13]. Therefore, if the hot water consumption is zero ($W_r = 0$), the equation (8) is equivalent to equation (9) [20]:

$$T(t) = T(t_0)e^{-\frac{(t-t_0)G}{C_p}} + (T_{amb} + \frac{Q_h}{G})(1 - e^{-\frac{(t-t_0)G}{C_p}}) \quad (9)$$

The set point temperature and the dead band of the thermostat provide the on/off thermostat control. Therefore, the heating element starts to operate at 55°C (T_{on}), and the temperature of shutdown of the heating element (T_{off}) is 60°C . Furthermore, while the heating element is on $Q_h = P_w$, otherwise $Q_h = 0$. Accordingly, equation (9) can represent the temperature drops from (T_{off}) to (T_{on}), and the temperature increase from (T_{on}) to (T_{off}), respectively, as follows [13], [20].

$$T_{on} = T_{off}e^{-\frac{(T_{on}-T_{off})G}{C_p}} + T_{amb}(1 - e^{-\frac{(T_{on}-T_{off})G}{C_p}}) \quad (10)$$

$$T_{off} = T_{on}e^{-\frac{(T_{off}-T_{on})G}{C_p}} + (T_{amb} + \frac{P_w}{G})(1 - e^{-\frac{(T_{off}-T_{on})G}{C_p}}) \quad (11)$$

where t_{off}^{max} and t_{on}^{min} are the off-time maximum duration of the heating element and the on-time minimum of the heating element, respectively. G and C_p can be estimated from equations (10) and (11) using [13], [20].

$$G = \frac{P_w(\Delta - 1)}{\Delta(T_{off} - T_{amb}) - (T_{on} - T_{amb})} \quad (12)$$

$$C_p = G \left(\frac{t_{off}^{max}}{\log(T_{off} - T_{amb}) - \log(T_{on} - T_{amb})} \right) \quad (13)$$

where

$$\Delta = \left(\frac{T_{off} - T_{amb}}{T_{on} - T_{amb}} \right)^{t_{on}^{min}/t_{off}^{max}}$$

The off-time maximum duration and the on-time minimum duration of the heating element can be calculated from the experimental study's data. The temperature behavior and the electrical power of the heating elements have been registered for 24h, for a null hot water consumption value, by starting from the maximum temperature reached after the water heater charge process. Measured data allows the estimation of the off-time maximum and on-time minimum values of the heating elements. Consequently, the off-time maximum duration and the on-time minimum duration have been calculated by using the experimental data from six different days and the values of G and C_p have been estimated by applying the equations (12) and (13). Table I shows these estimated values.

TABLE I. ESTIMATED VALUES

	On-time minimum	Off-time maximum	G	C_p
1	12.9167	10.4094	1.5796	7.59E5
2	12.3667	11.0756	1.4243	7.26E5
3	13.1333	11.0797	1.5103	7.73E5
4	12.2333	11.0953	1.4668	7.21E5
5	12.4667	10.7194	1.4824	7.34E5
Average	12.9167	10.4094	1.5796	7.59E5

B. Parameter estimation using an Extended Kalman Filter (Thermal zone-stratified model)

Considering that experimental temperature has been measured in three points and that the thermal zone model has been implemented for three zones, the parameter estimation of the thermal zone-stratified model has been realized by using the Extended Kalman Filtering (EKF) method due to the nonlinearity of the system. However, some studies, such as [21], recommend using Unscented Kalman filtering (UKF) in order to avoid the derivation of the Jacobian in high-order systems, e.g. considering more than three thermal zones. Additionally, for this model the heat capacity C_{pN} , loss coefficient for the zone G_{sN} and the conductivity coefficient for each zone K_{sN} must also be estimated.

1) Augmented State Model: Equation (3), (4) and (5) can be written by a state-space model given by

$$\dot{T}(t) = A_d(\theta(t))T(t) + B_d(\theta(t))U_d(t) \quad (14)$$

where

$$A_d = \begin{bmatrix} (-\theta_1 - \theta_2)\theta_3 & \theta_5\theta_3 & 0 \\ \theta_2\theta_6 & (-\theta_4 - 2\theta_5)\theta_6 & \theta_8\theta_6 \\ 0 & \theta_5\theta_9 & (-\theta_7 - \theta_8)\theta_9 \end{bmatrix}$$

$$B_d = \begin{bmatrix} \theta_3 & 0 & \theta_1\theta_3 \\ 0 & 0 & \theta_4\theta_6 \\ 0 & \theta_9 & \theta_7\theta_9 \end{bmatrix} \quad T = [T_H \quad T_M \quad T_L]^T$$

$$U_d = [Q_1 \quad Q_2 \quad T_{amb}]^T$$

$$\theta = [\theta_1 \quad \theta_2 \quad \theta_3 \quad \theta_4 \quad \theta_5 \quad \theta_6 \quad \theta_7 \quad \theta_8 \quad \theta_9]^T =$$

$$[G_{sct}, K_{s1}, 1/C_{p1}, G_{sct}, K_{s2}, 1/C_{p2}, G_{sct}, K_{s3}, 1/C_{p3}]^T \quad (15)$$

The state-space model given by equation (14) can be written in the general discrete nonlinear state-space form:

$$T(k) = f_{k-1}(T_{k-1}, U_{d(k-1)}, w_{k-1})$$

$$y_k = h_k(T_k, v_k) \quad (16)$$

where f_{k-1} is the discrete state function, T_{k-1} is the discrete state vector, $U_{d,k-1}$ is the input vector, y_k is the output vector and h_k represents the discrete output function. w_{k-1} and v_k correspond to the process noise vector and measurement noise vector, respectively. Both are assumed to be Gaussian, white and zero-mean, with covariance Q_k and R_k , respectively. By adding the parameters vector θ (equation (15)) as new states to the above state-space model, an augmented space model $x_{a,k}$, given by equation (17), is created. This approach allows the parameter estimation and state calculation to occur simultaneously.

$$x_{a,k} = \begin{bmatrix} T_k \\ \theta_k \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} f_{k-1}(T_{k-1}, U_{d,k-1}, w_{k-1}) \\ \theta_{k-1} + w_{k-1} \end{bmatrix} \quad (17)$$

$$y_k = H_k(x_{a,k}, v_k)$$

where $H = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \end{bmatrix}$, I is a identity matrix and 0 is a null matrix.

2) *Extended Kalman Filter*: An EKF is created to estimate each states' nonlinear discrete-time processes by applying a linearization process around the current state estimates [23]. To accomplish the linearization process, the Jacobian matrix for the non-linear functions is required [24]. Therefore, a Jacobian matrix for equation (17) is defined as follows.

$$F(t) = \frac{\partial f(\cdot)}{\partial x_a(t)} \bigg|_{\hat{x}_a(t)} = \begin{bmatrix} A_d(\theta_k) & \frac{\partial(A_d(\theta_k)x_k + B_d(\theta_k)U_{d,k})}{\partial \theta} \\ 0_{9 \times 3} & I_{9 \times 9} \end{bmatrix} \quad (18)$$

The summarized EKF algorithm [24], [25] can be written as in algorithm 1.

Algorithm 1 EKF

```

1: Initialization  $\hat{x}(0), \hat{\theta}(0), P(0)$ 
2: Input observations  $y_k = [y(1), y(2) \dots y(k)]$ 
3: repeat
4:   for  $i \leftarrow 1, k$  do
5:     State estimate propagation
6:      $\hat{x}_k^- = A_d(\hat{\theta}_{k-1})\hat{x}_{k-1} + B_d(\hat{\theta}_{k-1})U_{d,k-1}$ 
7:      $\hat{P}(k)$ 
8:     Error covariance propagation
9:      $P_k^- = F_{k,k-1}P_{k-1}F_{k,k-1}^T + Q_{k-1}$ 
10:    Kalman gain matrix
11:     $G_k = P_k^- H_k^T [H_k P_k^- H_k^T + R_k]^{-1}$ 
12:    Error covariance update  $P_k = (I - G_k H_k) P_k^-$ 
13:    State estimation update
14:     $\alpha_k = y_k - H_k(\hat{x}_k^-, \hat{\theta}_k)$ 
15:     $\hat{x}_k = \hat{x}_k^- + L_k y_k \cdot \alpha_k$ ,  $\hat{\theta}_k = \hat{\theta}_k + N_k y_k \cdot \alpha_k$ 
16:  end for
17: until Number of iterations
where:  $G_k = [L_k^T \ N_k^T]^T$ 
 $\hat{x}_k^-$ : Prediction of the state vector;
 $\hat{x}_k, \hat{\theta}_k$ : Estimation of the state and parameter vector.

```

3) *Estimation Results*: The initial estimated values of parameters $G_{w \in N}$ and $C_{p \in N}$ are set as one-third of the one mass model's estimated values. For $K_{p \in N}$ a random value is chosen between 0 – 0.9 and for the initial states $T(0) = y(0)$. The initial value of covariance matrix of the estimation error is given by:

$$P(0) = \begin{bmatrix} I_{3 \times 3} & 0_{3 \times 9} \\ 0_{9 \times 3} & \beta I_{9 \times 9} \end{bmatrix} \quad (19)$$

where $\beta = 10^4$. Table II shows the results of the estimated parameters after 100 iterations.

TABLE II. PARAMETER ESTIMATION RESULTS

Parameter	High-Zone	Mixed-Zone	Low-Zone
Loss Coefficient [$G_{w \in N}$] $W/m^2 C$	0.5265	0.5263	0.5265
Conductivity Coefficient [$K_{p \in N}$]	0.4134	0.4106	0.4123
Heat Capacity [J/C] [$C_{p \in N}$] $J/m^3 C$	2.531E5	2.531E5	2.531E5

V. RESULTS

The aim of this study is to compare the performance and accuracy of the models previously described, through experimental the parameter estimation. For this purpose, each water heater's power consumption, accumulated energy and water temperature variations are compared with experimental data in two scenarios. In the first scenario, the initial heating process of the water heater has been recorded. The measured high-zone temperature is used as the initial water temperature in the one-mass model. Moreover, the measured temperature in the high-zone, mixed zone, and low-zone are used as the initial water temperatures in the thermal zone-stratified model for each zone, respectively. Fig. 8 shows the comparison of the experimental data with the estimated temperature by using both models and also the estimated temperature by applying EKF.

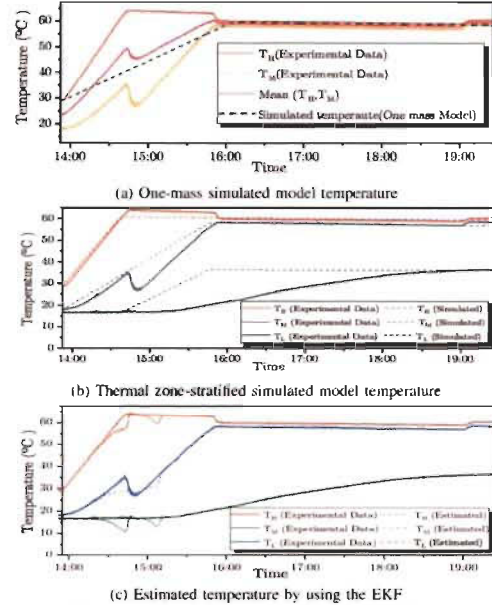


Fig. 8. Comparison of experimental data with the simulated temperature

The estimation of the stored energy in the water heater in each model, after the initial heating process has been calculated, are shown in Table III.

TABLE III. COMPARISON OF THE ESTIMATED STORED ENERGY

Stored energy (kWh)	One-mass model	Thermal zone-stratified model
	12.34	10.73

In the second case, the measured temperature variation has been compared to the simulation from both models after the charging process. Fig. 9 shows the experimental data of

the temperature readings in the high-zone and its associated simulated temperature.

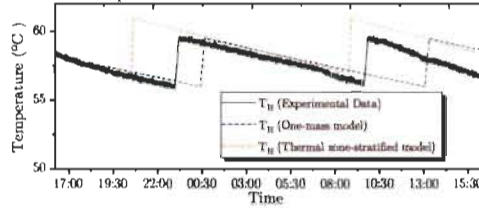


Fig. 9. Comparison of experimental data with the estimated temperature

VI. CONCLUSION

In this work, a performance assessment of the parameter estimation capabilities of two physical models of residential electric water heater systems has been conducted. By using experimental data, a comparative study of the estimated water temperature has been realized. Based on the results presented, the following conclusions can be drawn:

- By applying an EKF method it is possible to obtain the physical parameters of the model and a good estimation of its temperature.
- The estimated physical parameters using EKF allow the calibration and the configuration of the thermal zone-stratified model. However, experimental data is absolutely necessary in order to successfully apply the method.
- It has been proven that a thermal zone-stratified model exhibits improved performance in regards to temperature behavior estimation especially, in the upper-zone of the tank, which can be leveraged to the design of an efficient heating control strategy.

Moreover, it should be noted that a more accurate representation of temperature dynamics would allow for better measurements of the customer's comfort level regarding the temperature of the hot water supply. In the future, the performance of a water heater model could be improved by providing information of the room temperature variations. Furthermore, a fraction of the heat required for heating the mixed zone and the different conductivity coefficients for each zone in upward and downward transfers should be considered in the model. Additionally, the inlet water temperature cannot be considered constant, because it does experience considerable variations due to the escaping heat from the water heater.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported in part by the Laboratoire des technologies de l'énergie (LTE) d'Hydro-Québec, the Natural Science and Engineering Research Council of Canada and the Fondation UQTR.

REFERENCES

- [1] Natural Resources Canada, "Water Heater Guide," Tech. Rep., 2012.
- [2] CAA-Quebec, "Your water heater and your health," p. 1.
- [3] S. Lee and C. Wilkins, "A Practical Approach to Appliance Load Control Analysis: A Water Heater Case Study," *IEEE Transactions on Power Apparatus and Systems*, vol. PAS-102, no. 4, pp. 1007–1013, apr 1983.
- [4] A. Moreau, "Control strategy for domestic water heaters during peak periods and its impact on the demand for electricity," *Energy Procedia*, vol. 12, pp. 1074–1082, 2011.
- [5] M. H. Nehrir and B. J. Lameres, "Multiple-block fuzzy logic-based electric water heater demand-side management strategy for leveling distribution feeder demand profile," *Electric Power Systems Research*, vol. 56, no. 3, pp. 225–230, 2000.
- [6] A. Gomes, C. Antunes, and A. Martins, "A Multiple Objective Evolutionary Approach for the Design and Selection of Load Control Strategies," *IEEE Transactions on Power Systems*, vol. 19, no. 4, pp. 2124–2124, nov 2004.
- [7] C. Guzmán, K. Agbossou, and A. Cardenas, "Modeling of residential centralized and baseboard space heating systems," *IEEE International Symposium on Industrial Electronics*, vol. 2016-Novem, pp. 726–731, 2016.
- [8] A. A. Farooq, A. Afram, N. Schulz, and F. Janabi-Sharifi, "Grey-box modeling of a low pressure electric boiler for domestic hot water system," *Applied Thermal Engineering*, vol. 84, pp. 257–267, 2015.
- [9] K. Lajoie, D. A. Halamay, and T. K. A. Brekken, "Residential water heaters as a grid-scale energy storage solution using model predictive control," *2013 1st IEEE Conf. on Technologies for Sustainability (SusTech)*, pp. 62–69, 2013.
- [10] P. S. Dolan, M. H. Nehrir, and Y. Gerez, "Development of a Monte Carlo based aggregate model for residential electric water heater loads," *Electric Power Systems Research*, vol. 36, no. 1, pp. 29–35, 1996.
- [11] M. H. Nehrir, R. Jia, D. A. Pierre, and D. J. Hamnerstrom, "Power management of aggregate electric water heater loads by voltage control," *2007 IEEE Power Engineering Society General Meeting, PES*, no. 1, 2007.
- [12] L. Paull, H. Li, and L. Chang, "A novel domestic electric water heater model for a multi-objective demand side management program," *Electric Power Systems Research*, vol. 80, no. 12, pp. 1446–1451, 2010.
- [13] M. Shad, A. Momeni, C. P. Diduch, M. Kaye, and L. Chang, "Parameter identification of thermal models for domestic electric water heaters in a direct load control program," *2012 25th IEEE Canadian Conf. on Electrical and Computer Engineering: Vision for a Greener Future, CCECE 2012*, 2012.
- [14] N. Atabaki and M. Bernier, "A semi-empirical model for residential electric hot water tanks," *ASHRAE Transactions*, vol. 111, no. 1, pp. 1–10, 2005.
- [15] A. Campos Celador, M. Odriozola, and J. M. Sala, "Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 8–9, pp. 3018–3026, 2011.
- [16] J. E. B. Nelson, A. R. Balakrishnan, and S. Srinivasa Murthy, "Parametric studies on thermally stratified chilled water storage systems," *Applied Thermal Engineering*, vol. 19, no. 1, pp. 89–115, 1999.
- [17] D. N. Nkwetta, P.-E. Vuillamoz, F. Haghighat, M. El-Mankibi, A. Moreau, and A. Daoud, "Impact of phase change materials types and positioning on hot water tank thermal performance: Using measured water demand profile," *Applied Thermal Engineering*, vol. 67, no. 1–2, pp. 460–468, jun 2014.
- [18] Z. Xu, R. Diao, S. Lu, J. Lian, and Y. Zhang, "Modeling of Electric Water Heaters for Demand Response: A Baseline PDE Model," *IEEE Trans. Smart Grid*, vol. 5, no. 5, pp. 1–8, 2014.
- [19] A. Kéré, V. Goetz, X. Py, R. Olives, and N. Sadiki, "Modeling and integration of a heat storage tank in a compressed air electricity storage process," *Energy Conversion and Management*, vol. 103, pp. 499–510, 2015.
- [20] M. Shad, A. Momeni, R. Errouissi, C. P. Diduch, M. E. Kaye, and L. Chang, "Identification and Estimation for Electric Water Heaters in Direct Load Control Programs," *IEEE Transactions on Smart Grid*, vol. 8, no. 2, pp. 1–9, 2015.
- [21] T. Kreuzinger, M. Bitzer, and W. Marquardt, "State estimation of a stratified storage tank," *Control Engineering Practice*, vol. 16, no. 3, pp. 308–320, 2008.
- [22] B. Baker, "Precision Temperature Sensing with RTD Circuits," pp. 1–8, 1998.
- [23] G. Jonsson and O. P. Palsson, "An application of extended Kalman filtering to heat exchanger models," *Journal of dynamic systems, measurement, and control*, vol. 116, no. 2, pp. 257–264, 1994.
- [24] S. Haykin, *Kalman Filtering and Neural Networks*, Wiley, Ed., 2001, vol. 5, no. 3.
- [25] S. Aksoy, A. Muhurcu, and H. Kizmaz, "State and parameter estimation in induction motor using the Extended Kalman Filtering algorithm," *2010 Modern Electric Power Systems*, no. 3, pp. 1–5, 2010.

Demand Response Strategy on Residential Electric Water Heaters Using Dynamic Programming and K-Means Clustering

Maria Zuñiga, *Student Member, IEEE*, Kodjo Agbossou, *Senior Member, IEEE*, François Laurencelle, Alben Cardenas, *Member, IEEE*, Souso Kelouwani, *Member, IEEE*, Michael Fournier, and Loïc Boulon, *Senior Member, IEEE*

Abstract—Previous studies have shown that an electric water heater system has a strong potential in demand-side management applications, more precisely, in its implementation such as a shift load. This study proposes an electric water heater control strategy, based on dynamic programming and using a power consumption profile classification of the water heaters.

To illustrate the results, an energy management strategy using a users classification according to their power consumption was tested in different control scenarios. The analysis and simulation indicate that an appropriate control on the group of users could be implemented to reduce peak demand and to meet the hot water demand. A K-means clustering algorithm has been used for cluster analysis. A silhouette method has been applied to estimate the appropriate number of clusters.

Keywords—Dynamic programming; Demand-side management; Load shifting; Water heater; Clustering; K-means; Silhouette;

1. INTRODUCTION

The grid power demand follows the daily routine of the customers and exhibits weather dependency. When temperature extremes occur during times of high activity, exceptionally high power demands can result. On typical weekdays and for heating dominated utilities, such peak demand periods occur during the coldest winter days between 6 to 9 am and from 4 to 8 pm [1]. During these peak periods, sustained high demand, caused by electric heating, impacts the cost of the electricity supply [2], [3]. Equivalent situation occurs for cooling dominated utilities, with time periods reflecting the use of air conditioning. Demand response strategies can be implemented to mitigate peak demand and optimize the power trades during such peak times. The aim is to develop tools to manage specific loads power demand profiles in an efficient way, taking into account both the peak shaving objectives of the power grid and the quality of service, or comfort level, expected by the customer. Water heating, accounting for about 20% [4] of the residential energy consumption, is one of the largest household end-uses. Hence, it has a significant contribution in the generation of the electrical demand peaks.

On the other hand, water heater systems have the capability of storing energy. Therefore, they are ideal candidates for demand-side management applications. The thermal energy storage is viewed as a viable alternative that can be exploited in the residential consumption management applications. Well-planned deployment of the electric water heater as a controlled shift load constitutes one of the cost-effective solutions to reduce peak demand. Nevertheless, one of the challenges with this solution is to minimize the direct impact on user comfort, due to the variation of hot water availability when the system is under curtailment.

The electric water heater system has been studied as a controlled load to reduce the demand, by shifting a part of the power from peak periods to off-peak periods [5]. The implementation of a categorization scheme, for user consumption profile, allows easy identification of peak periods. In various studies, user consumption profile classification was implemented, nevertheless, the clustering has been developed relative to water withdrawal profiles [6]. Some others studies make the classification regarding the number of members of the household [7], [8]. By classifying the consumers using a cluster analysis of the water heater power consumption profile, it is possible to recognize more readily the clients who contribute to the highest power consumption. Likewise, one can group the consumers with similar power consumption profile. That enables a better proposition of management strategy.

Different water heater control strategies have been developed and implemented in demand-side management applications. These have been focused on an individual or group control that could be applied in relation to the dynamic pricing. For example, Atwa and Nehrir [5], [9], studied a demand-side management strategy based on Elman neural network and Fuzzy logic, respectively, by controlling the power consumption of electric water heaters in a distribution area. More precisely, they divided the water heaters, connected to the same distribution feeder, in different groups in order to control them by shifting their power consumption. The results demonstrate the effectiveness to use water heaters as a controlled shift load for leveling the power demand profile in relation to demand response. However, in those studies, the user satisfaction, regarding the hot water supply, was not taken into account.

Moreau [10] presented a control algorithm to minimize the peak demand periods by turning on and off the water heater heating elements, between peak and off-peak periods.

M. Zuñiga, K. Agbossou, A. Cardenas, S. Kelouwani and L. Boulon are with Université du Québec à Trois-Rivières, Hydrogen Research Institute, G9A 5H7, Canada. E-mail: {Maria.Zuniga.Alvarez, Kodjo.Agbossou, Alben.Cardenasgonzalez, Souso.Kelouwani, Loic.Boulon}@uqtr.ca

F. Laurencelle and M. Fournier with Hydro-Québec Research Institute, 133X 1S1, Canada. E-mail: {Laurencelle.Francois, Fournier.Michael}@ireq.ca

always ensuring, the hot water supply. His results show that an inadequate control in the change of heating elements state could create a new highest peak and that user satisfaction can be affected. Faillie and Pedersen [11], [12] illustrated the simplicity of implementing dynamic programming in real-time energy management applications, for example, by optimizing water heating schedules in peak demand periods. Some other studies have been focusing on the development of control strategies considering a dynamic pricing. In fact, Goh et al. [13] studied the implementation of an upper and lower limits control of water heater thermostat where the limits are controlled directly in response to the price of electricity. In addition, the study demonstrates that the use of price-sensitive techniques in the residential sector requires fewer infrastructure changes, besides motivating the users to acquire them [13]. Nonetheless, its implementation requires the existence of dynamic pricing.

This article presents a proposition of a demand-side management strategy incorporating the use of the water heater as a shift load. In this study, by considering the water heater power consumption profile, a classification process will be applied to group the users with similar consumption profiles and recognize the clients who contribute to the highest power consumption in the peak periods. In this way, a particular operation schedule will be applied, which is generated by dynamic programming depending on consumption class. In particular, this study uses an unsupervised learning technique. Moreover, in an attempt to forge the correct classification, a multivariate statistical technique, a cluster analysis, has been applied. An assessment stage has been introduced to evaluate the clustering performance. The main focus is to create a control technique based on allowing or not, the supply of power to the heating elements in an optimized schedule, which is defined by applying dynamic programming, considering the user satisfaction and the peak periods.

The remainder of this paper is organized as follows. The water heater individual model implementation is detailed in section II. In section III, the theory of clustering algorithms and cluster analysis method applied are explained. Section IV presents the proposed control strategy based on dynamic programming and the cases studied. The proposition of demand side management strategy is then applied, and the simulation results are present in section V. Finally, section VI concludes the study and provides recommendations for future work.

II. ELECTRIC WATER HEATER MODEL

A water heater model is used for representing the evolution of the inner tank temperature and the heating elements behavior when there is hot water consumption, by considering heat loss through insulation. Several modeling approaches have been introduced in literature. Physical models are used for the purpose of explaining in detail the internal structure of the system [14], [15], and usually these studies are based on energy conservation analysis. Some of these suggest an exploration of water storage thermal behavior in a stratified tank. Thus, the reservoir is divided, either in thermal zones [16]–[18] or in a defined number of layers [19]–[23]. The use of stratification techniques gives a better understanding of the water heater

inner behavior in considering the influences of thermal convection in the water. Furthermore, the stratification techniques allow knowing the inner water temperature variation when maneuvering the heating elements. The electric water heater model used in this work is based on an energy balance process. Essentially, four principal phenomena cause thermal changes in the internal temperature:

- 1) Water heating by the heating elements (Q_h);
- 2) Heat losses to the environment (Q_{env});
- 3) Hot water consumption (Q_{flow});
- 4) Internal convective heat transfer (Q_{conv}).

In order to model the thermal performance and the stored energy of a water-filled storage tank, the system is subject to a thermal stratification. The water heater has been regarded as a set of (S) layers of fully mixed equal volume segments. In this study, the number of layers is 10, since it allows a good representation of the system [24], thus giving a degree of stratification, as shown in Fig. 1a. This stratification provides results that are more closely adapted to reality, modeling the heat transfer. When the water is heated, the hotter water from the bottom of the tank is less dense, and therefore rises to the top. At the same time, the colder water in the tank is denser and will sink to the bottom where it is subsequently heated [25]. Therefore, the upper layers of the water heater will have a temperature higher than that of the lower layers, especially during hot water consumption.

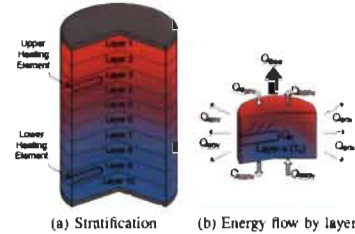


Fig. 1. Water heater model

Two major hypotheses have been used to develop the model:

- The water in each layer is perfectly mixed at all times into each layer. As a result, each segment can be characterized dynamically by a single temperature variable [26].
- The heating elements, under normal operating conditions, have a master/slave control system, where the upper element has the priority. Consequently, the two heating elements are not allowed to be active simultaneously.

The temperature of each layer T_s is determined by the energy stored in each segment at time t , considering the conditions above-mentioned. By solving the energy balance equation (1) for S layers simultaneously [22], the thermal dynamics of all layers is estimated. Fig. 1b shows energy flow diagram by layer.

$$m_s c_{pw} \frac{dT_s}{dt} = Q_{env,s} + Q_{conv,s} + Q_{flow,s} + Q_{h,s} \quad (1)$$

where m_s is the mass of water in the s layer and c_{pw} is the specific heat of water. The $Q_{h,s}$ is the heat addition by the heating elements when they are active, its value is directly proportional to the nominal power of the heating element P_w . The heat exchange between the layers of water due to conduction $Q_{conv,s}$ depends on the layer position, as described below :

$$Q_{conv,s} = \begin{cases} K_s(T_{s+1} - T_s) & \text{if } s = 1 \\ K_s(T_{s-1} - T_s) & \text{if } s = S \\ K_s(T_{s+1} + T_{s-1} - 2T_s) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (2)$$

where K_s is the conductivity coefficient between layers. The rest of the heat transfers (heat exchange between the ambient $Q_{env,s}$ and the heat transfer due to water extraction $Q_{flow,s}$), that composes equation (1) has been calculated as follows [22], respectively :

$$Q_{env,s} = U_s(T_{env} - T_s) \quad (3)$$

$$Q_{flow,s} = \begin{cases} \dot{m}_s c_{pw}(T_{in} - T_s) & \text{if } s = S \\ \dot{m}_s c_{pw}(T_{s-1} - T_s) & \text{otherwise} \end{cases} \quad (4)$$

where U_s is the product of loss coefficient between the layer and its environment, \dot{m}_s is the water flow rate. The model was developed in MATLAB[®]. A widespread water heater for residential use is selected, the main characteristics of the electric water heater, the relevant parameters of the model are presented in Table I.

TABLE I. ELECTRIC WATER HEATER CHARACTERISTICS AND MODEL PARAMETERS

Parameter	Value
Volume	180 L (47.6 US gal)
Thermostat Set Point (T_{sp})	60°C
Dead band	5°C/10°C
Power of Heating Elements (P_w)	2800 W
Room Temperature (T_{env})	18°C
Inlet Temperature (T_{in})	10°C
Position of Upper/Lower Element	0.3 × S / 0.3 × S
Specific heat of water (c_{pw})	4190 J/kg°C
Conductivity coefficient (K_s)	2.21 W/°C
Loss coefficient (U_s)	0.187 W/°C

A. Hot water withdrawal profiles

In this study, we adopted real hot water withdrawal profiles, which were measured on 73 residential users of the Province of Quebec in Canada. These profiles were metered every 5 minutes during 3 winter from November to April. The studied residences have different number of occupants per household, hence the withdrawal profiles are more diverse. Fig. 2 shows the amount of average hot water consumption each hour for the 73 users regarding their total daily consumption (< 225, 225 – 330, > 330 L/day) and, at the same time, the average water heater power consumption profile. This daily profile includes all seven days of the week. For example, a consumer with an average consumption higher than 330 L/day (yellow bar) has a hot water consumption of approximately 27 L/hour more than a client with a mean hot water consumption less than 225 L/day (green bar) at 7:00 a.m.

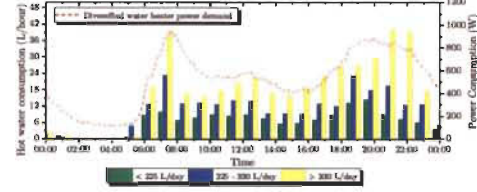


Fig. 2. Domestic hot water daily consumption vs. diversified water heater power demand

III. CLUSTER ANALYSIS

In order to create users groups with similar consumption profiles, a categorization process has been implemented. This classification improves understanding the water heater consumption patterns and makes possible to associate users with similar water heater power consumption profiles. Considering that there is no a priori knowledge concerning class types, unsupervised clustering analysis has been used. Data clustering techniques consist grouping similar data into a cluster in order to allow a substantial generalization [27]. Different data clustering techniques can be found in the literature, some investigated for the application in the power profile clustering [28], [29]. However, in most works, e.g. in [27] and [28], the clustering has been applied directly to hot water withdrawal profile and not to water heater power profile. In this work the K-means clustering technique is used, the data clustering is applied to water heater power profile. The Fig. 3 shows the preprocessing and clustering methodology applied for user water heater power profile classification.

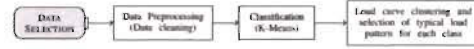


Fig. 3. Preprocessing and clustering methodology

A. Data selection and preprocessing

Strong linear dependence relation between the power profiles in the weekdays was found. The opposite is the case for the weekdays and weekends water heating consumption. Fig. 4 shows the correlation coefficient of the power profiles for each day of the week. Sunday and Saturday have a high correlation with each other, but a very low one with the others days of the week. Mondays to Thursdays are highly correlated with each other. However, this is not the case for Fridays, which has an atypical behavior regarding the rest of days. Using this correlation, the weekdays and the weekends have been processed independently.

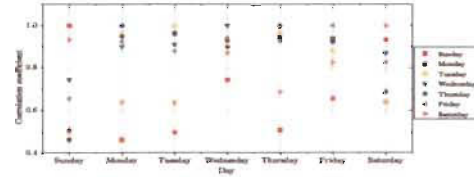


Fig. 4. Day of the week correlation of water heater power

The data selection is made according to the water heater power profile. However, the water heater power profile is a pulse shaping signal with an amplitude equal to the rated power of the heating element. In view of the treatment difficulty of this type of pattern, a smoothing technique has been applied, the aim being to create a function that attempts to capture important data of the power profile, especially the peak periods. This is achieved by leaving out the noise or other fine-scale structure. In this work, a kernel-smoothing technique is used for this purpose, as follows: for N daily power consumption profiles $P_{w,N}(x)$, each daily record contains n observations. The kernel smoother defines a set of weights $\{W_i(x)\}_{i=1}^n$ for each x and is defined as follows [30]:

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n W_i(x) Y_i \quad (5)$$

In order to give less weight to the neighbors farther away, the Gaussian kernel smoother has been used, which is defined in equation (6). The Gaussian smoothing uses two dimensions: one for the power value, and the other for the time (seen as an angle). The length scale parameter b for the input space is selected in relation to the standard deviation $\pm 3\sigma$; this ensures a high smoothing, by covering 99% of the area [31]. The Gaussian kernel smoother for any x is given by equation (7):

$$k(X^*, X_i) = e^{-\frac{(X^* - X_i)^2}{2b^2}} \quad (6)$$

$$\hat{f}(x) = \sum_{i=1}^n e^{-\frac{(X^* - X_i)^2}{2b^2} - \frac{(\theta^* - \theta_i)^2}{2c^2}} Y_i \quad (7)$$

where X_i and θ_i correspond to the i th observed point, X^* and θ^* correspond to the estimated point, r is the length scale parameter for the time input space, and Y_i is the observation at point X_i . Fig. 5 shows the smoothing process applied to one specific water heater power profile. This clearly shows the peaks periods in relation to the time when the water heater is on.

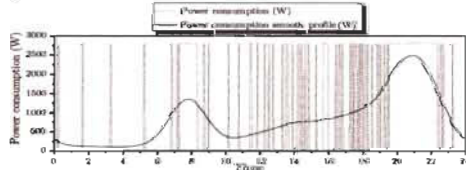


Fig. 5. Gaussian kernel smoother applied to one specific water heater power profile

B. Clustering method (K-means)

The aim of cluster analysis is to classify the observations into sub-assemblies based on the similarity of response patterns. With cluster analysis it is expected to obtain clusters with less variance within the observations and more variance between clusters, avoiding the overlapping between the groups.

There are many types of clustering algorithms: hierarchical, partitioning, density based, model-based, and grid-based. In this work the partitioning cluster algorithm, K-means, has been used, and the corresponding measured distance is based

on the Euclidean metric [28], [32]. The K-means algorithm was introduced by J.B. MacQueen [33], and it is the most widely used clustering method. The K-means groups a set of N unlabeled data vectors into k clusters, minimizing the sum of the square error over all k clusters [34], as per equation (8) [35]

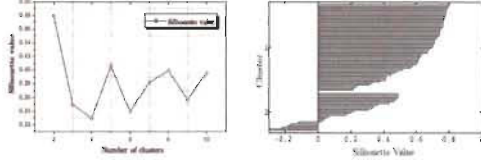
$$\min \sum_{k=1}^k \sum_{x_i \in C_k} \|X_i - \mu_k\|^2 \quad (8)$$

where X_i is the i th observed point belonging to the cluster k , and μ_k is the centroid k . K-means is an iterative algorithm: it starts with an initial k center cluster selected randomly $C = [C_1, C_2, \dots, C_k]$, then for each data point, the nearest centroid concerning the minimum distance is assigned. Subsequently, the new center clusters are recalculated, regarding the current representative points. Eventually, each representative point is reassigned, and the cycle is repeated until a local minimum solution is found [32], [34]. Detailed pseudo-code is presented in [36].

1) *Parameters of K-means:* K-means algorithm requires a specific number of clusters. Thus, the first step before applying the clustering algorithm is the identification of the correct number of classes k . Several approaches have been proposed to determine this parameter. Some methods and techniques are studied in [37] (e.g. elbow method, by rule of thumb, cross-validation, information criterion approach and theoretic approach). However, in some cases these methods have limitations, by making ambiguous the correct choice of k . The silhouette analysis method [38] has been used in this study, this approach is based on the measure of the clusters compactness. The silhouette $s(i)$ is estimated as the difference between the within-cluster tightness and the separation regarding the others clusters, and is calculated for each cluster as follows [38]:

$$s(i, k) = \frac{b(i) - a(i)}{\max\{a(i), b(i)\}} \quad (9)$$

where $a(i)$ corresponds to the average dissimilarity to all the other objects of cluster k for the observation i belonging to the cluster k , and $b(i)$ is the minimum of the average distances between the observation i and all the objects in every other cluster. In this study, the silhouette analysis has been computed for a maximum number of clusters of 10 and the silhouette criterion values for each number of cluster tested is presented in Fig. 6a. Due to the samples profiles used in this study, the results show that the highest silhouette value is obtained for two clusters. As is shown in Fig. 6a, when the number of clusters is greater than two, the silhouette value decreases indicating that the dissimilarity between the clusters is less, and hence it will be challenging to make the classification without errors. Therefore the initial number of clusters selected for this study is $k = 2$, and two classes will be formed in order to show an example of the proposed control method according to different scenarios. Fig. 6b presents the silhouette value for each cluster when $k = 2$. A significant similarity between the observations in the cluster 1 is apparent. In this analysis, it is observed that the first cluster includes the user that have a low consumption, by contrast, the second cluster integrates the users with a high consumption in the peak periods.



(a) Silhouette value for each cluster tested (b) Silhouette analysis with $k = 2$

Fig. 6. Silhouette analysis for k-Means clustering

2) *Clustering evaluation*: To evaluate the performance of the classification, a confusion matrix (or matching matrix) is developed [39]. This matrix permits the calculation of the misclassification and the accuracy of the used technique. 30 power profiles have been manually classified regarding the level consumption. Using the Monte Carlo method 300 replicas are generated, based on the mean and standard deviation of the data. A new classification is then executed, but this time using the K-means algorithm.

From the matching matrix, several performance common metrics can be estimated. Some of them are defined in [39] and they have been computed for the classification made. Table II presents the results of the classification evaluation, and also the equations of the metrics used. It is noticeable that the technique K-means is capable of recognizing and separate the users with high consumption and with low consumption without errors. Where TP (true positive) corresponds to the observations correctly classified as belonging to the class, FN (false negative) presents the instances belonging to the class classified in another class, FP (false positive) shows a number of observations misclassified as belonging to the class, and TN (true negative) corresponds to the instances correctly classified as not belonging to the class. Moreover, the accuracy (ACC) and the error (E_r) rate is 100% and 0% respectively, they are defined by equation (10).

$$ACC = \frac{TP}{T_c} \quad E_r = 1 - ACC \quad (10)$$

where T_c is the total of users classified.

TABLE II. PERFORMANCE METRICS ESTIMATED

	Fall-out $\frac{FP}{FP+TN}$	Sensitivity $\frac{TP}{TP+FN}$	Specificity $\frac{TN}{TN+FP}$	Precision $\frac{TP}{TP+FP}$
Class 1	0%	100%	100%	100%
Class 2	0%	100%	100%	100%

3) *Application*: The purpose of grouping the users is to identify the typical load patterns of water heater for the residential consumers, and thereby to create a specify control strategy for each group. In this way, the major control of power consumption will be applied to the users with high consumption during peak periods. Therefore two typical power patterns will be identified in this process. Fig. 7 presents the power profiles patterns recognized and the percentage of users belonging to each class. As expected, the low power patterns don't have high peaks compared to the high power profiles.

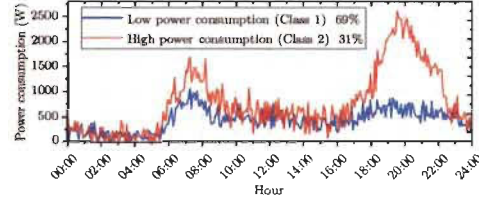


Fig. 7. Power profiles patterns

IV. PROPOSED MANAGEMENT STRATEGY

A demand-side management strategy using the water heater as a shift load is implemented, whereby the turning on and off periods of water heating is optimized by employing dynamic programming (DP). Additionally, the users' satisfaction should be guaranteed at all times. The term "Dynamic programming" was adopted by Richard Bellman and is defined in reference [40]. By considering a finite discrete time horizon t , with a discrete step time n of 30 minutes:

$$\Delta t = t(n) - t(n-1) \quad (11)$$

The aim is to guarantee the delivery of hot water minimizing the consumption costs, particularly in the peak periods. For this purpose, two discrete finite-time control horizons have been defined, each one of 6 hours. The first horizon considers the first-time interval of 4 am to 10 am and the second, the interval from 3 pm to 9 pm. A general cost function to be minimized is formulated, which depends on the power element state and the prediction of the output temperature water T_{out} . Additionally, a power penalty cost C_p and a temperature penalty cost C_{te} have been added. The cost function to be minimized in each interval is defined as follows:

$$J(P_w, T_{out}) = \sum_{n=t_1}^{N-1} (C_p \cdot P_w) \Delta t + C_{te} (T_{out}(n) - T_{sp})^2 \Delta t \quad (12)$$

where T_{sp} is the thermostat set-point defined in Table I. P_w is the normalized control variable dependent on the heating power element. Using the average water heating power consumption in Fig. 2, the power penalty cost C_p for each interval of control is estimated. Fig. 8a and Fig. 8b show the power penalty cost for both time intervals. It is observed that in both cases the maximum penalty values occur in the peak consumption periods, this obviously motivates a reduction of consumption during these periods. On the other hand, the temperature penalty cost is estimated by the user satisfaction constraint and the time interval. The goal is to ensure a water outlet temperature of a minimum of 45°C . To ensure a hot temperature in the output water in the peak periods, and also to reduce the likelihood of turn-on the power element during the peak periods, a high temperature two hours before to the peak is aimed and ensured by imposing a high penalty during the two-hours period preceding the peak. Fig. 8c and Fig. 8d present the temperature penalty cost functions for both time intervals. The temperature penalty has the greatest penalty cost value, with the purpose of prioritizing user satisfaction.

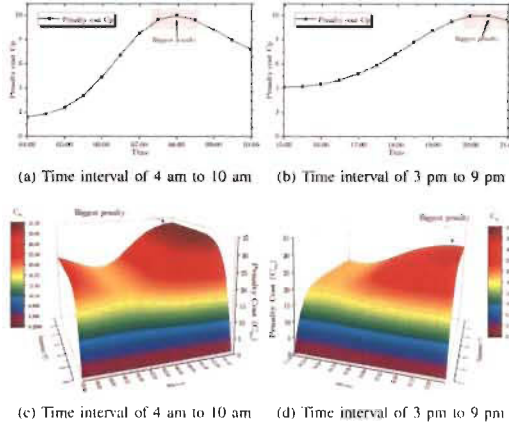


Fig. 8. Power penalty cost C_p and temperature penalty cost C_{tr}

Based on the preceding, the optimization problem can be formulated as equation 13.

$$\min \left(\sum_{n=t_1}^{N-1} (C_p \cdot P_{u,n}) \Delta t + C_{tr} (T_{out}(n) - T_{sp})^2 \Delta t \right) \quad (13)$$

$$\forall t \in \{n, \dots, N-1\}$$

Fig. 9 shows an example of pattern of the heating elements' activation availability applied to a random user. As noted, the heating elements are always available out of the control time intervals. In the control intervals, the use of the heating elements is limited, and its state depends on the schedule stipulated by the DP. Also, it is observed that the schedule pattern guarantees an outlet water temperature superior to 45°C .

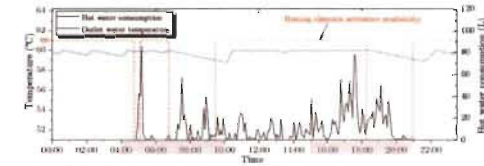


Fig. 9. Interruption pattern applied to a random user

V. RESULTS AND DISCUSSION

In order to compare the impacts of power consumption, energy, and hot water temperature supply when the optimal management strategy is applied, four scenarios of management have been considered. Three scenarios consider a user classification by applying the K-means technique, the last one employs a local control in addition to the user classification.

Reference scenario: The heating elements are always available.

First scenario: Individual schedule for the heating elements of each profile under study is defined by means of DP in each interval, without applying a classification process.

Second scenario: Firstly, it applies a user classification process to the studied profiles. Subsequently, the first class, defined as the low consumption consumers, is used with no control, and the second group of users, identified as the high consumption consumers, is used with a control schedule for the heating elements of each water heater. It should be noted that the control schedule is determined by DP in each interval. By controlling only the group with a high consumption, it's possible to identify its level of influence in the peaks generation in the diversified power demand.

Third scenario: Similar to the second scenario, a user classification process to the studied profiles is applied. No control is applied to the first class. However, a group control schedule for the heating elements of the second class is defined by DP in each interval. The group control schedule is determined using a reference profile that represents the users of the second class.

Fourth scenario: The same control methodology as the third scenario is applied. However, an individual local control in the water heater heating elements is added to the heating elements. This controller omits the initial control stipulation provided by DP when the output temperature drops below to 58°C due to the risk of compromising the comfort in the next step time.

The first and second scenarios are visualized for an individual control of the water heater adjusted to the hot water consumption of each customer. Third and fourth scenarios are focused on a group control by a common control signal broadcast for each group. Considering a time step of 5 min, the simulations for each above-named case were performed for a full day (workday). The following factors are evaluated and compared for each result:

- Final accumulated energy consumption;
- Diversified profile of water heater power demand;
- Consumer satisfaction and computation time.

Fig. 10a shows the water heater power diversified profiles for all the scenarios simulated. In the first scenario (green), as expected, the power consumption is greatly reduced in the peak periods. However, a new peak appears when the heating elements become available again without control, it is possible to reduce this new peak, by limiting the power heating elements after peak periods, as is presented in [10]. In the second scenario (red), by implementing user classification, and by applying the control strategy only for the class identified as the high consumption consumers, the new peak created in the first scenario is reduced, since only a group of customers is controlled. Nevertheless, in the second scenario, the power consumption reduced in the peak periods is less intense than in the first case. This is because only the users belonging to the class 2 are being controlled. In the third scenario (blue), the dynamic programming is applied only once, to create the schedule reference profile in both time intervals for the second class. In this case, the reference peak reduction in the time interval of 3 pm to 9 pm is less significant than in the second case, as shown in Table III. Also, using the same schedule reference profile for all the users in a class will potentially affect user satisfaction negatively (it is assumed that the users belonging to each class have a similar, though not identical, water consumption behavior between them). As

can be seen from Fig. 10c, the third scenario affects the user satisfaction considerably; indeed, 4% of the users could have an outlet water temperature below 45°C within the control periods (customers with water heater of 180 L). By adding a local control to the third scenario, the user satisfaction is then improved, as show the fourth scenario (gray). As shown in Fig. 11, to improve the user satisfaction, some water heaters should activate their heating elements in the peak periods (see the pink area in Fig. 11). Moreover, in the first and second scenario where DP is applied to each user independently, the effect on the percentage of users that could have an outlet water temperature below 45°C is less than 2% users. On the other hand, if a uniformity criterion is added in the classification process, the number of classes might increase, and the number of customers affected in the third scenario will go down, and that would be less necessary the addition of local control as in the fourth scenario.

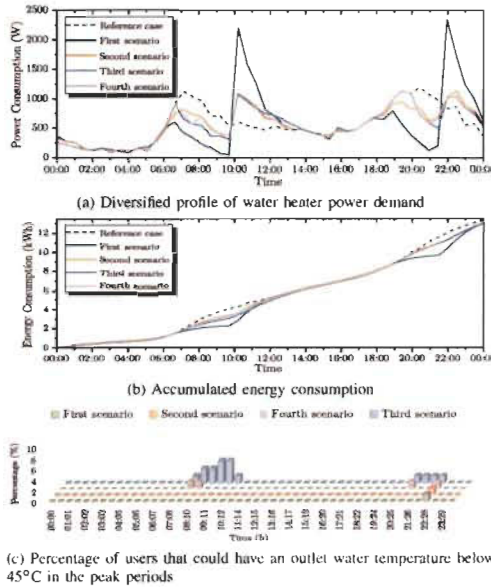


Fig. 10. Comparison of scenarios

Dynamic programming demands a high computational effort, even when only the state variable P_w is discretized in two states (ON/OFF) and the control time is divided into time intervals. Table IV shows the computational time in each scenario studied. In all the cases the users will have almost the same final consumption of energy, as was to be expected (see Fig. 10b). In fact, in the first scenario, when dynamic programming is applied to each user without classification process or a control schedule reference profile, the response time is very lengthy. When a classification is applied without considering a control schedule reference profile, the computational time remains very high. Notwithstanding, it is lesser than in the first case.

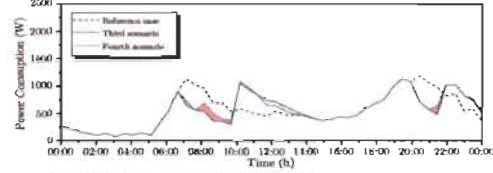


Fig. 11. Reference scenario vs third scenario vs fourth scenario

TABLE III. REDUCTION OF THE ENERGY DEMAND IN EACH CONTROL SCENARIO

	First	Second	Third	Fourth
Energy demand reduced from 4 am to 10 am (kWh)	1.1497	0.4943	0.6097	0.4735
Additional energy demand 3 hours after 10 am (kWh)	1.1091	0.4762	0.5255	0.4383
Energy demand reduced from 3 pm to 9 pm (kWh)	0.9707	0.3753	0.2584	0.2592
Additional energy demand 3 hours after 9 pm (kWh)	0.8238	0.2748	0.1542	0.1767

TABLE IV. SIMULATION COMPUTATIONAL TIME*

	Reference	First	Second	Third	Fourth
Computational time (s)	3.27	2293.56	585.99	41.21	39.32

*Total time spent in the decisional procedure for all the customers (30%) in 24h simulation.

VI. CONCLUSIONS

This paper introduces an electric water heater management strategy for the reduction of power consumption during peak periods. This strategy is based on three process: the preprocessing of power profiles by means of Gaussian kernel smoother; the classification of the smoothed profiles by using K-means for a number of clusters determined using the silhouette criterion, and the use of dynamic programming algorithm to generate a schedule control. Results show that dynamic programming has presented a good performance in the control of water heaters, by adjusting to the needs of each customer despite to the computing time.

The fourth scenario permits to displace the peak of water heaters power demand, while maintaining the satisfaction of almost all users with respect to hot water availability; and spending less computational time in the process than applying the dynamic programming to individual loads.

Validation by numerical simulations using real data of water withdrawal demonstrates that if the same schedule control profile is applied for a group of clients with similar consumption behavior, the comfort of some users with a water heater of 180L, less than 10%, can be momentarily affected as the hot water temperature could be below 45°C . The results also show that adding a local control helps to mitigate the user satisfaction impact when a common control strategy is assigned to a large class of customers after doing the clustering, by reducing to less than 2% the users which could be momentarily affected.

ACKNOWLEDGMENT

This work was supported by Laboratoire des technologies de l'énergie (LTE) d'Hydro-Québec, Natural Science and Engineering Research Council of Canada and Fondation UQTR.

REFERENCES

- [1] HydroQuébec. "Consommation hivernale de l'électricité — Hydro-Québec." [Online]. Available: www.hydroquebec.com/residentiel/mieux-consommer/consommation-electrique-hiver.html

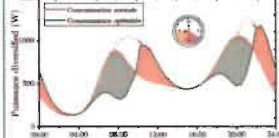
- [2] C. Guzman, K. Agbossou, and A. Cardenas, "Energetic Macroscopic Representation of an Electrically Heated Building with Electric Thermal Storage and Heating Control for Peak Shaving," *Energy and Power Engineering*, vol. 7, no. 4, pp. 144–153, 2015.
- [3] C. Guzmán, K. Agbossou, and A. Cardenas, "Modeling of residential centralized and baseboard space heating systems," *ISIE*, vol. 2016-Novem, pp. 726–731, 2016.
- [4] Natural Resources Canada, "Electric Water Heaters — Natural Resources Canada." [Online]. Available: www.nrcan.gc.ca/energy/products/categories/water-heaters/13735
- [5] Y. M. Atwa, E. F. El-Saadany, and M. M. Salama, "DSM approach for water heater control strategy utilizing elman neural network," *2007 IEEE Canada Electrical Power Conf., EPC 2007*, pp. 382–385, 2007.
- [6] S. Lee and C. Wilkins, "A Practical Approach to Appliance Load Control Analysis: A Water Heater Case Study," *IEEE Trans. Power App. Syst.* (through 1985)*, vol. PAS-102, no. 4, pp. 1007–1013, apr 1983.
- [7] K. Wong and M. Negnevitsky, "Development of an Evaluation Tool for Demand Side Management of Domestic Hot Water Load," *2013 IEEE Power & Energy Society General Meeting*, pp. 1–5, 2013.
- [8] B. Rautenbach and I. E. Lane, "The multi-objective controller: a novel approach to domestic hot water load control," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 11, no. 4, pp. 1832–1837, 1996.
- [9] M. Nehrir, B. J. LaMeres, and V. Gerez, "A customer-interactive electric water heater demand-side management strategy using fuzzy logic," *IEEE Power Engineering Societ. 1999 Winter Meeting (Cat. No.99CH36233)*, pp. 433–436, 1999.
- [10] A. Moreau, "Control strategy for domestic water heaters during peak periods and its impact on the demand for electricity," *Energy Procedia*, vol. 12, pp. 1074–1082, 2011.
- [11] D. Faille, C. Mondon, and B. Al-Nasrawi, "mCHP Optimization by Dynamic Programming and Mixed Integer Linear Programming," in *2007 International Conference on Intelligent Systems Applications to Power Systems*. IEEE, nov 2007, pp. 1–6.
- [12] T. Pedersen, "Forecasting model of electricity demand in the Nordic countries," Tech. Rep., 2014.
- [13] C. H. K. Goh and J. Apt, "Consumer Strategies for Controlling Electric Water Heaters under Dynamic Pricing," *Carnegie Mellon Electricity Industry Center Working Paper*, pp. 1–8, 2005.
- [14] M. E. Khan, "A Comparative Study of White Box, Black Box and Grey Box Testing Techniques," *IJACSA*, vol. 3, no. 6, pp. 12–15, 2012.
- [15] F. Anara, K. Agbossou, A. Cardenas, Y. Dubé, and S. Kelouwani, "Comparison and Simulation of Building Thermal Models for Effective Energy Management," *Smart Grid and Renewable Energy*, vol. 06, no. 04, pp. 95–112, 2015.
- [16] N. Atabaki and M. Bernier, "A semi-empirical model for residential electric hot water tanks," *ASHRAE Transactions*, vol. 111, no. 1, pp. 1–10, 2005.
- [17] A. Campos Celador, M. Odrizola, and J. M. Sala, "Implications of the modelling of stratified hot water storage tanks in the simulation of CHP plants," *Energy Conversion and Management*, vol. 52, no. 8–9, pp. 3018–3026, 2011.
- [18] T. Schütz, R. Sirehlow, and D. Müller, "A comparison of thermal energy storage models for building energy system optimization," *Energy and Buildings*, vol. 93, pp. 23–31, 2015.
- [19] J. E. B. Nelson, A. R. Balakrishnan, and S. Srinivasa Murthy, "Parametric studies on thermally stratified chilled water storage systems," *Applied Thermal Engineering*, vol. 19, no. 1, pp. 89–115, 1999.
- [20] Y. Allard, M. Kummert, M. Bernier, and A. Moreau, "Intermodel comparison and experimental validation of electrical water heater models in TRNSYS," *Proceedings of Building Simulation 2011 : 12th IBPSA, Sydney, 14-16 November*, pp. 688–695, 2011.
- [21] D. N. Nkwetta, P.-E. Vouillamoz, F. Haghighat, M. El-Mankibi, A. Moreau, and A. Daoud, "Impact of phase change materials types and positioning on hot water tank thermal performance: Using measured water demand profile," *Applied Thermal Engineering*, vol. 67, no. 1–2, pp. 460–468, jun 2014.
- [22] A. A. Farooq, A. Afram, N. Schulz, and F. Janabi-Sharifi, "Grey-box modeling of a low pressure electric boiler for domestic hot water system," *Applied Thermal Engineering*, vol. 84, pp. 257–267, 2015.
- [23] A. Kéré, V. Goetz, X. Py, R. Olives, and N. Sadiki, "Modeling and integration of a heat storage tank in a compressed air electricity storage process," *Energy Conversion and Management*, vol. 103, pp. 499–510, 2015.
- [24] A. Prieur, "Utilisation du Potentiel de Stockage Thermique des Chauffe-Eau Électriques pour Combler une Production Variable d'Énergie Renouvelable," Ph.D. dissertation, 2013.
- [25] F. P. Incropera, D. P. DeWitt, T. L. Bergman, and A. S. Lavine, *Introduction to Heat Transfer*, 5th ed., Wiley New York, Ed., 2007.
- [26] J.-C. Laurent, G. Desaulniers, R. Malhamé, and F. Soumis, "A column generation method for optimal load management via control of electric water heaters," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 10, no. 3, pp. 1389–1400, 1995.
- [27] R. E. Bonner, "On Some Clustering Techniques," *IBM Journal of Research and Development*, vol. 8, no. 1, pp. 22–32, jan 1964.
- [28] G. Chicco, R. Napoli, and F. Pigliione, "Comparisons among clustering techniques for electricity customer classification," *IEEE Trans. Power Syst.*, vol. 21, no. 2, pp. 933–940, 2006.
- [29] S. M. Bidoki, N. Mahmoudi-Kohan, and S. Gerami, "Comparison of several clustering methods in the case of electrical load curves classification," *Electrical Power Distribution Networks (EPDC)*, pp. 1–7, 2011.
- [30] R. Irizarry and H. C. Bravo, "Smoothing," The University of Maryland Center for Bioinformatics and Computational Biology, Tech. Rep., 2010.
- [31] R. Collins and P. State, "Lecture 4 : Smoothing Summary about Convolution Computing a linear operator in neighborhoods centered at each," Penn state college of engineering, Tech. Rep., 2007.
- [32] C. Su, F. Bao, J. Zhou, T. Takagi, and K. Sakurai, "Privacy-preserving two-party K-means clustering via secure approximation," *21st Int. Conf.on Advanced Information Networking and Applications Workshops/Symposia, AINAW'07*, vol. 2, pp. 385–391, 2007.
- [33] S. M. Bidoki, N. Mahmoudi-Kohan, M. H. Sadreddini, M. Z. Jahromi, and M. P. Moghaddam, "Evaluating different clustering techniques for electricity customer classification," *2010 IEEE PES Transmission and Distribution Conf. and Exposition: Smart Solutions for a Changing World*, pp. 1–5, 2010.
- [34] L. Kangping, W. Fei, Z. Zhao, M. Zengqiang, S. Hongbin, L. Chun, W. Bo, and L. Jing, "Analysis on Residential Electricity Consumption Simulated Annealing Algorithm," *2016 IEEE Power and Energy Conf. at Illinois (PECI)*, 2016.
- [35] A. K. Jain, "Data clustering: 50 years beyond K-means," *Pattern Recognition Letters*, vol. 31, no. 8, pp. 651–666, 2010.
- [36] A. Smola, S. Vishwanathan, E. Alpaydm, Y. Batanlar, and M. Özysal, "Introduction to machine learning," *Methods in Molecular Biology*, vol. 1107, pp. 105–128, 2014.
- [37] T. M. Kodinariya and P. R. Makwana, "Review on determining number of Cluster in K-Means Clustering," *IJARCSMS*, vol. 1, no. 6, pp. 2321–7782, 2013.
- [38] P. J. Rousseeuw, "Silhouettes: A graphical aid to the interpretation and validation of cluster analysis," *J COMPUT APPL MATH*, vol. 20, pp. 53–65, nov 1987.
- [39] L. F. Carvalho, G. Fernandes, M. V. O. De Assis, J. J. P. C. Rodrigues, and M. Lemes Proença, "Digital signature of network segment for healthcare environments support," *Irbm*, vol. 35, no. 6, pp. 299–309, 2014.
- [40] R. E. Bellman, *The Theory of Dynamic Programming*, T. R. Corporation, Ed., Santa Monica, California, 1954, vol. 60, no. 6.

Résumé

Des études antérieures ont montré le potentiel du chauffage électrique dans les applications de la gestion de la demande et spécialement pour la réduction de la pointe de consommation. Dans ce contexte de gestion, le chauffage électrique est vu comme une charge contrôlable par délestage. À cet effet, ce projet de recherche vise à proposer une stratégie de contrôle du chauffage électrique, basée sur la programmation dynamique et sur l'utilisation d'une classification de consommateurs par rapport à leurs profils de consommation électrique.

Problématique

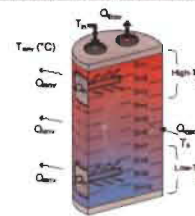
Pendant les pointes quotidiennes normalement de 6h à 9h et 16h à 20h, le réseau électrique est fortement sollicité [1]. Ces périodes de forte consommation électrique produisent des effets directs sur le coût d'approvisionnement, notamment, en hiver quand la demande d'électricité augmente en raison des besoins de chauffage.



Afin de limiter les coûts d'approvisionnement, il faut réduire ou mieux gérer la consommation lors des périodes de pointe. Les stratégies de gestion de la demande aident à planifier et à contrôler la production d'électricité. L'utilisation du chauffage électrique comme système de chauffage représente environ 19% [2] de la consommation énergétique résidentielle; il s'agit donc d'une des plus grandes charges électriques dans les foyers québécois. Ainsi, les chauffages électriques ont une contribution majeure dans la génération des pointes de consommation. Cependant, les systèmes de chauffage d'eau permettent de stocker l'énergie et sont donc des candidats idéaux pour les applications de gestion de la demande.

Modélisation

MODÈLE PHYSIQUE STRATIFIÉ



$$m_s c_p \frac{dT_s}{dt} = Q_{conv,N_s} + Q_{cond,N_s} + Q_{flow,N_s} + Q_{elec,N_s} \quad (1)$$

Où :

- Flux d'énergie convectif échangé avec l'environnement :

$$Q_{conv,N_s} = U_s(T_{amb} - T_s)$$

- Flux d'énergie lié à l'extraction d'eau chaude :

$$Q_{flow,N_s} = \begin{cases} W_s(T_{in} - T_s) & \text{if } s = S \\ W_s(T_{s-1} - T_s) & \text{otherwise} \end{cases}$$

- Flux d'énergie par conduction entre segments :

$$Q_{cond,N_s} = \begin{cases} K_s(T_{s+1} - T_s) & \text{if } s = 1 \\ K_s(T_{s-1} - T_s) & \text{if } s = S \\ K_s(T_{s+1} + T_{s-1} - 2T_s) & \text{otherwise} \end{cases}$$

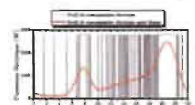
c_p : Chaleur spécifique de l'eau.

m_s : La masse d'eau du segment s .

PARTITIONNEMENT DE DONNÉES

Avant la classification, un prétraitement de données est réalisé avec l'application d'un lissage, en utilisant un Kernel gaussien donné par l'équation (2) [3].

L'application de la classification des consommateurs en utilisant la technique de K-Means.



$$J(x) = \sum_{k=1}^N e^{-\frac{(x - \mu_k)^2}{\sigma_k^2}} \cdot \frac{1}{\sigma_k} Y_k \quad (2)$$

PROBLÈME D'OPTIMISATION

En considérant un pas discret k de temps de 30 min $\Delta t = t(k) - t(k-1)$

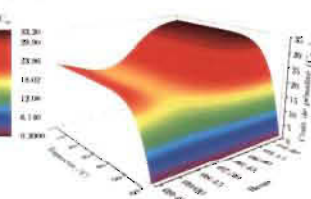
Fonction de coût discrète à minimiser :

$$\min_{T_s} J(P_s, T_{amb}) = \min_{T_s} \sum_{k=1}^N J(P_s, T_{amb}) \Delta t$$

$$J(P_s, T_{amb}) = \sum_{k=1}^N [C_p P_s \Delta t + C_e (T_{amb}(k) - T_s) \Delta t]$$



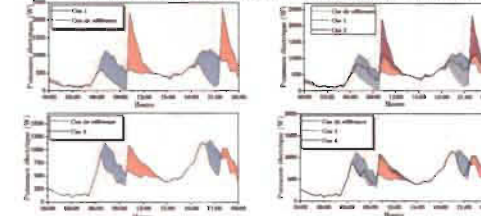
C_p : Coût de pénalité de l'allumage du thermostat dans les périodes de pointe de consommation



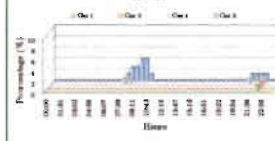
C_e : Coût de pénalité de température ($T_{amb} > 45^\circ\text{C}$)

Résultats

Résultats de puissance électrique pour une journée de simulation.



Pourcentage de clients qui pourraient avoir une température d'eau de sortie inférieure à 45°C .



Le tableau suivant montre la consommation totale d'énergie accumulée dans chaque cas d'étude. Une variation minimale est observée comme prévu. Par ailleurs, le tableau montre aussi le temps de calcul nécessaire pour chaque simulation. Il est évident que l'application d'une classification aide à diminuer le temps de calcul.

	Energie Accumulée (kWh)	Temps de calcul (s)
Cas de référence	15.33	0.65
Cas 1	15.37	2000.06
Cas 2	15.34	600.00
Cas 3	15.31	11.21
Cas 4	15.30	39.22

Discussion

Il est possible de déplacer les pointes de consommation électrique du chauffage électrique sans affecter la satisfaction du consommateur, en utilisant un contrôle horaire d'allumage optimal aux éléments chauffants. Les résultats obtenus montrent une réduction de la consommation électrique dans les horaires de pointe pour chaque cas simulé. Cependant, le temps de calcul est trop long quand l'optimisation est appliquée à chaque consommateur individuellement. Par contre, l'application d'un partitionnement de données contribue à réduire le temps de calcul, dû au fait que le contrôle s'applique seulement aux consommateurs ayant une consommation élevée dans les horaires de pointe. Il serait possible d'envisager la mise en œuvre d'un contrôle en temps réel en utilisant la programmation dynamique, en appliquant un contrôle horaire optimal créé sur la base du profil de charge typique pour la classe de consommateurs avec une consommation élevée et en ajoutant un contrôle local afin d'assurer une température minimale de l'eau de sortie de 45°C .

Conclusions

- ✶ Ce travail de recherche propose un algorithme de contrôle optimal pour les chauffages électriques, celui-ci étant basé sur la mise en œuvre d'un processus de classification de consommateurs afin de sélectionner les consommateurs qui ont une consommation énergétique élevée dans les horaires de pointe et déterminer la meilleure façon de mettre en œuvre la programmation dynamique afin de créer un contrôle horaire des éléments chauffants du chauffage électrique en garantissant toujours la satisfaction du client.
- ✶ Afin d'améliorer la performance de la classification, il est proposé d'ajouter un prétraitement de données avant de la classification.

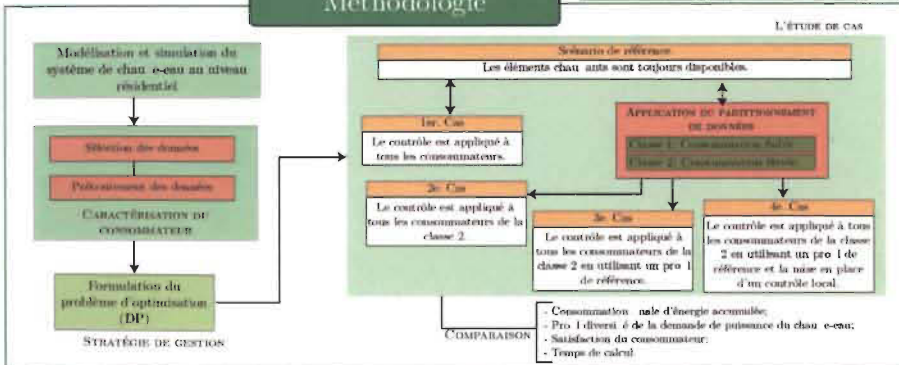
Remerciements et références

REMERCIEMENTS
L'auteur de cette notice tient à remercier M. Kotjo Agbomou, M. Lole Boulon et M. Alben Cardenas, pour l'encadrement académique, M. Michael Fournier et M. François Laurencelle du Laboratoire des technologies de l'énergie d'Hydro-Québec (LTE), le conseil de recherches en sciences naturelles et génie du Canada et la Fondation de l'UQTR.

RÉFÉRENCES

- [1] HydroQuébec, "Consommation hivernale de l'électricité", Hydro-Québec, [En ligne]. Available: <http://www.hydroquebec.com/residentiel/mieux-consommer/consommation-hivernale/>, [Accédé: 27-Oct-2015].
- [2] Natural Resources Canada, "Water Heater Guide," 2012.
- [3] R. A. Iriary and H. C. Bravo, "Smoothing," pp. 1-30, 2010.
- [4] A. Moreau, "Control strategy for domestic water heaters during peak periods and its impact on the demand for electricity," Energy Procedia, vol. 12, pp. 1074-1082, 2011.

Méthodologie



Enabling Peak Shaving Strategies by Electric Water Heaters Control

Maria Alejandra Zuñiga*, Kodjo Agbossou*, François Laurencelle**, Alben Cardenas*, Souso Kelouwani*, Michael Fournier**

* Université du Québec à Trois-Rivières

** Laboratoire des Technologies de l'Énergie, Institut de recherche d'Hydro-Québec

Abstract

Electric Water Heaters count by near twenty percent of energy consumption of households in Nordic countries. Their intrinsic capacity to store energy make them good candidates to implement peak shaving strategies helping to manage the power demand better. This work leads on the one hand to the modeling and the parameters estimation of domestic electric water heaters (EWH), and, on the other hand, the proposition and comparison of energy management strategies based on the implementation of Interruption patterns and clustering of EWHs according to their power demand. These strategies seek the optimization of a cost during critical periods while keeping the hot water availability to different classes of households. Experiments using domestic water heater test bench and numerical simulations permitted to validate the proposed models and strategies.

Objective

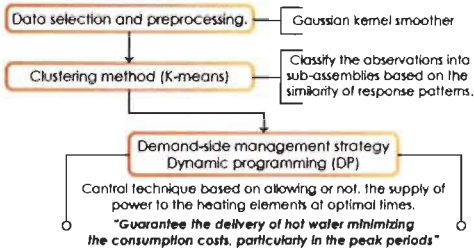
The objective is to propose and compare Interruption or curtailment strategies based on the clustering of electric water heaters in order to optimize cost and peak shaving while ensuring hot water availability.

Methodology

Model Identification:

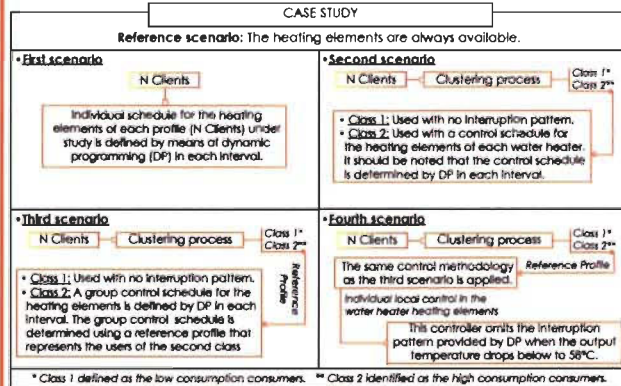
Selection, adjustment and simulation of residential water heater model. Physical parameter estimation of EWH model using Extended Kalman Filter (Thermal zone-stratified model). Simulation and experimental validation of EWH model.

Proposed Management Strategy:



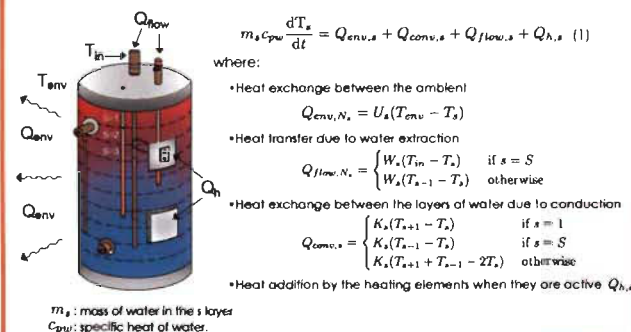
Development and validation of the algorithm:

Management strategy integration: Estimation of interruption pattern.

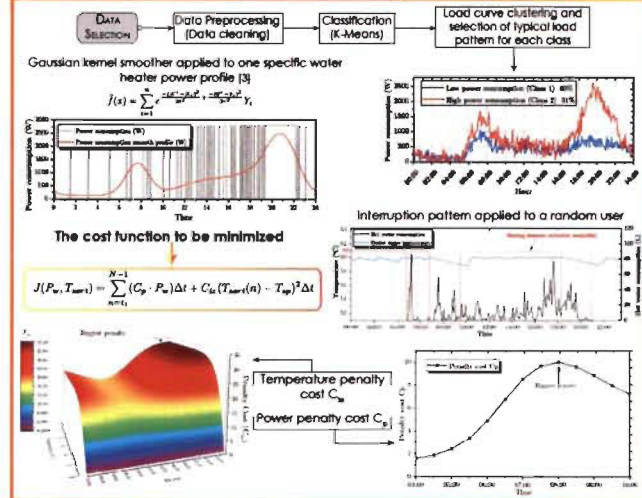


* Class 1 defined as the low consumption consumers. ** Class 2 identified as the high consumption consumers.

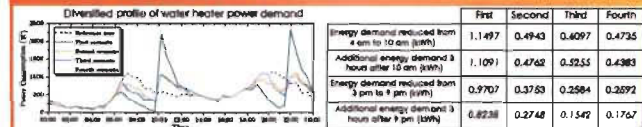
Modeling of Electric Water Heater



Demand-side management strategy

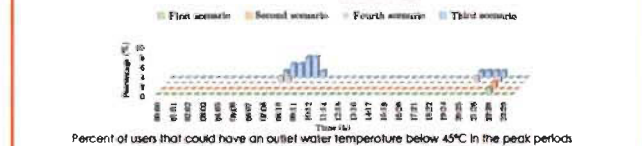


Results and Discussion



- The power consumption is greatly reduced in the peak periods in the first scenario, however, a new peak appears when the heating elements become available again.
- A classification process allows displacing the peak hours of water heaters power demand without creating a new peak of high intensity.
- If the same schedule control profile is applied for a group of clients with similar behavior, the impact of client satisfaction will be affected. By adding a local control to the water heater, the user satisfaction is then improved.

If a uniformity criterion is added in the classification process, the number of classes might increase, and the number of customers affected in the third scenario will go down, and that would be less necessary the addition of local control planned in the fourth scenario.



Conclusions

- An electric water heater management strategy for the reduction of power consumption during peak periods is introduced.
- The proposed strategy is based on three main processes:
 - The preprocessing of power profiles by means of Gaussian kernel smoother.
 - The classification of the smoothed profiles by using K-means for a number of clusters determined using the silhouette criterion.
 - The use of dynamic programming algorithm to generate a schedule control.
- The dynamic programming has presented a good performance in the control of water heaters, by adjusting to the needs of each customer despite to the computing time.
- The proposed strategy permits to displace the peak of water heaters power demand while maintaining the satisfaction of almost all users with respect to hot water availability.
- Validation by numerical simulations using real data of water withdrawal demonstrates that if the same schedule control profile is applied for a group of clients with similar consumption behavior, the comfort of some users, less than 10%, can be momentarily affected as the hot water temperature could be below 45°C.

References

- G. Gorman, K. Agbossou, and A. Cardenas, "Energetic Macroscopic Representation of an Electrically Heated Building with Electric Thermal Storage and Heating Control for Peak Shaving," *Energy and Power Engineering*, vol. 7, no. 4, pp. 144-153, 2015.
- Natural Resources Canada, "Electric Water Heaters - Natural Resources Canada." [Online]. Available: www.nrcan.gc.ca/energy/products/categories/water-heaters/13735
- R. A. Iltis and H. C. Bravo, "Smoothing," pp. 1-39, 2010.

Acknowledgment

This work was supported by Laboratoire des technologies de l'énergie d'Hydro-Québec, Natural Science and Engineering Research Council of Canada and Fondation UQTR.

